

# 人の操作を規範としたテザー係留型 飛行ロボットの制御方策の獲得†

轟 千明\*1・高橋 泰岳\*1・中村 恭之\*2

上空からの自律的な情報収集システムとしては、気球や航空機を使うシステムが提案されているが、気球を使うシステムはヘリウムガスの常備を必要とし、展開に比較的長い時間がかかり、ヘリウムガスを扱うために専門家が必要であり、風が強い時に飛ばすことができない。また、航空機を使うシステムは短時間で展開が可能であるが、燃料の制限により長時間の活動が困難である。本研究では、バルーンや航空機を用いる他の上空からの情報収集システムを補完し、簡便に利用可能で長時間の活動が可能であり、自然エネルギーである風力を利用するカイトをモデルとしたシステムを提案し、テザー係留型飛行ロボットとして、実ロボットの製作とその飛行実験を行っている。また、実ロボットによる実環境における実験を繰り返し、制御器を設計することは自然の風状況を制御できずに困難である場合が多いため、シミュレータも開発している。

論文[1]では、人の操作を規範とした制御方策を獲得するために3入力1出力のファジィ制御器を設計し、実ロボットによる飛行実験では、設計者が定義したファジィテーブルを用いたファジィ制御を行ったが、このファジィテーブルは実際の人の操作と異なる可能性がある。また、ファジィ制御におけるメンバーシップ関数のラベル数が増え、ルール数が増え、これら全てを人手で定義することも困難である。そこで、本稿では人の操作データを用いたファジィ制御パラメータの学習手法を検証する。人の制御方策を反映するために3入力1出力のファジィ制御器を用いたが、環境を表す情報が少なく、人が操作するようにテザーラインの長さを延長する制御が学習できなかつたため、風が変化する環境ではロボットを安定して制御できなかつた。

本稿では、人の操作を規範とした制御方策の獲得を目指し、ファジィ制御パラメータの学習の他に、重み付きk近傍法、人工ニューラルネットワークを用いる。ファジィ制御パラメータの学習は、人の操作を規範とした制御方策を獲得するために、4入力1出力のファジィ制御器に拡張し、それぞれの手法により設計した制御器の性能をシミュレーションを通して検証する。また、検証の結果、最も人の制御方策を反映した重み付きk近傍法は全ての学習データを探索するため、学習データが多い場合に処理が重くなる短所を持つ。そこで、探索に用いる学習データ自体を削減する手法を提案し、シミュレーションを通して有効性を示す。

キーワード：人の操作を規範とした制御方策の獲得、ファジィ制御、重み付きk近傍法、人工ニューラルネットワーク

## 1. 緒言

近年、大規模災害や事故等で活躍するレスキューロボットの活動が目され、様々な研究がされている。その活動の一部は、気球や飛行船などのバルーン[2, 3]や航空機[4, 5, 6]を利用する自律的な情報収集システムの研究である。この他に、通信インフラが整うまでの間、飛行船に基地局の役割をさせる研究も行われている。バルーンを用いるシステムは長時間上空に留

まることが可能だが、飛行のためにヘリウムガスの常備を必要とし、比較的飛行開始までに時間がかかる。さらに、バルーンに依るシステムは強風の環境下では利用できない。一方、航空機を使うシステムは、短時間で飛行が可能で機動性に優れているが、燃料の制限により長時間連続した活動が困難である。

本研究では、バルーンや航空機を用いる他の上空からの情報収集システムを補完し、簡便に利用可能で長時間の活動が可能であり、自然エネルギーである風力を利用するカイトをモデルとしたシステムを提案し、テザー係留型飛行ロボットとして実ロボットの製作と飛行実験を行っている[1, 7, 8]。また、実ロボットによる実環境における実験を繰り返し、制御器を設計することは自然の風状況を制御できずに困難である場合が多い。さらに、短時間で風状況が異なる環境下にお

† Acquisition of Control Strategy for Kite-based Tethered Flying Robot Based on Human Operation  
Chiaki TODOROKI, Yasutake TAKAHASHI and Takayuki NAKAMURA

\*1 福井大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, University of Fukui

\*2 和歌山大学システム工学部

Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

けるデータを分析し、それぞれの制御器の評価を下すことも困難である。そこで、様々な風状況に応じた制御器を設計することを目指し、本研究で用いる独自のカイトをモデルとしたテザー係留型ロボットのためのシミュレータを開発した[1, 9]。

実ロボットを使用した飛行実験より、自律飛行のための制御器は、人の風揚げを模倣したファジィ制御を用いた飛行制御が有効であった[1, 8]。このファジィ制御器では、設計者がファジィテーブルを記述し、ルールの1つ1つを決定したが、これらのルールが実際の人の操作と異なる可能性がある。また、メンバーシップ関数の変数やラベル数が増えるとルール数が増え、これら全てを人手で定義することも困難である。人の制御方策を反映するために3入力1出力のファジィ制御器を用いたが、この制御器は環境を表す情報が少なく、人が操作するようにテザーラインの長さを延長する制御が学習できなかつたため、風速が変化する条件では安定した飛行制御ができなかつた。

本稿では、人の操作を規範とした制御方策の獲得を目指し、ファジィ制御パラメータの学習の他に、重み付きk近傍法、人工ニューラルネットワークを用いる制御器の設計手法を述べる。ファジィ制御パラメータの学習は、人の制御方策を反映するために、4入力1出力のファジィ制御器に拡張し、それぞれの手法により設計された制御器が、人の制御方策を反映し、人の操作を規範とした制御方策を獲得するための有効な手法かシミュレーションを通して検証する。

さらに本稿では、シミュレーションを通し、最も人の制御方策を反映した重み付きk近傍法については、k近傍法の短所である学習データが多い場合に処理が重くなる点の改善手法を提案する。k近傍法はデータが更新される度、学習データを全探索するため、学習データが多い場合に計算コストが大きくなる。そこで、計算コストを削減し、探索を効率化するために、近傍グラフ[10]や次元削減[11]を用いる研究がされている。近傍グラフは、各データに対する隣接データを定義し、高次元データにおける近傍探索のための索引として用いられるが、近傍グラフの構築や更新に計算量が大きいという問題がある。次元削減グラフは、事例間の相対的距離関係を保持したまま次元数を削減する手法であり、近傍を選ぶ際にユークリッド距離で求める場合であれば、削減した次元の数だけ減算・乗算・加算を減らすことができる。しかし、本稿で用いるデータは4次元データのため、次元を削減した場合でも、格段に高速化されることは望めない。さらに、次元の呪い(dimensionality curse)と呼ばれる性質により、検索性能が低下する可能性もある。そこで本稿

では、探索の際に近傍グラフ、次元数削減を用いない、探索に用いる学習データ自体を削減する手法を提案する。探索に用いるデータを選択する手法とし、誤り削除型k近傍法のEditing[12]や圧縮型k近傍法のCondensing[13]が提案され、これらは最適なサブセットを求めるものである。Editingはk近傍法でデータを識別する境界を作成した時に、誤って異なる領域に含まれるデータを削除する。本稿で扱うデータは不均衡データであり、多数派のデータが少数派のデータを飲み込む恐れがあるため適さない。Condensingは識別に関係がないデータを削除する点で提案手法と同じだが、学習データを全て取得した後にクラスタリングを行い、クラスの境界線以外の学習データを削除する。この手法では提案手法とは異なり、初めに全ての学習データを取得する必要がある。提案する手法は、学習データ数がアンバランスに分布している場合に、既に似たようなデータを保持しているか、新規のデータかを判断し、k近傍法の探索するデータとして扱うかを決定するものである。仮にデータを破棄する場合は、既存の類似しているデータに対し、類似度に基づいて重み付けを行う。アンバランスなデータからオーバーサンプリングを用いる手法等に似た考え方である。提案手法の利点としては、リアルタイムでデータを学習データとして格納または破棄ができるため、データを取得している際に学習データ群を生成することも可能である。人の操作を規範とした制御方策の獲得のために、学習データ数を減少させた場合でも、人の制御方策を反映できるかをシミュレーションを通して検証し、提案手法の有効性を示す。

## 2. テザー係留型飛行ロボット

本研究で提案しているテザー係留型飛行ロボットの模式図を図1に示す。このロボットはカイトをベースにし、飛行ユニット、テザーライン、地上制御ユニットで構成されている。飛行ユニットには風速計、気圧センサ、GPS等を載せており、その情報を地上制御ユニットに無線通信を用いて送る。地上制御ユニットはテザーラインの巻き取り機構と、その制御器から構成され、飛行ユニットから送られてきた情報や巻き取り機構からの情報を基に制御を行う。実ロボットの構成については[1, 7, 8]に詳しく記載がある。

テザー係留型飛行ロボットのモデルを図2に示す。本研究では物理計算エンジンライブラリであるODE(Open Dynamics Engine)[14]を用い、真横から見た2次元のシミュレータを開発した。本来のカイトは飛行する時に空気を取り込み形が変形するが、風の影響により形が保たれ、その影響は小さいと仮定し、

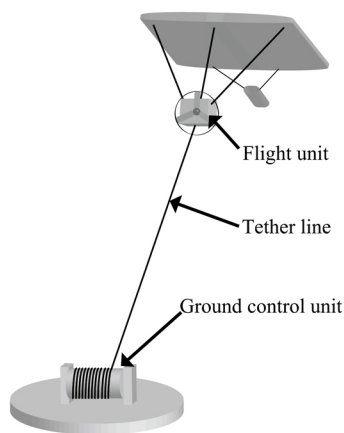


図1 テザー係留型飛行ロボットの模式図

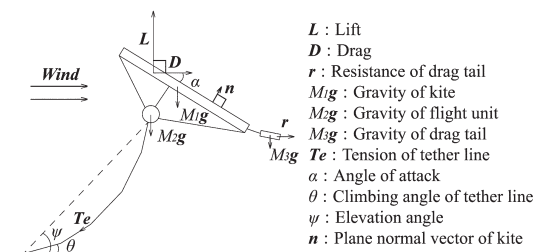


図2 テザー係留型飛行ロボットのモデル

ODEで剛体としてモデル化する。周辺の風速に対するカイトのドラッグテールにかかる引っ張り力 $r$ は実物による実験を通してモデル化する。ODEでは剛体以外をモデル化できないため、テザーラインのような軟体は小さい剛体を多数繋ぎ合わせ、テザーラインを近似的に表現する。同様の手法を用い、カイトとドラッグテールを結ぶラインも近似的に表現する。本稿ではテザーラインを20個、カイトとドラッグテールを結ぶラインを3個の小さな剛体を繋ぎ合わせることで実現している。飛行ロボットのモデル図に描いていないが、それぞれの小さな剛体に重力を考慮する。地上制御ユニットのモデル化はテザーラインの端を引くことで疑似的に巻き取り動作を表現する。ODE自体には空気による抵抗の力は計算されないため、粘性摩擦は風との相対速度に比例した値を速度とは逆方向に加える。実ロボットによる飛行実験においてテザーラインが切れる可能性も考慮し、安全に実験を行うために飛行ユニット付近のテザーラインに補助ラインをつけているため、補助ラインによる力も考慮する。また、シミュレータで生成される風は、横からの風を考慮しておらず、実ロボットや地上で測定した風速は風が地面と水平に吹いているものとして計算を行う。シミュ

レータについては[1, 9]に詳しく記載がある。

本研究で用いる飛行ロボットはテザーラインのみを制御する。テザーラインを引っ張る力をそれぞれの学習手法で決定するが、3章でファジィ制御、4章で重み付き $k$ 近傍法、5章で人工ニューラルネットワークによる制御器の設計手法を述べる。

### 3. ファジィ制御

本研究で用いる飛行ロボットは凧揚げと同様に、テザーラインのみを制御するため、凧揚げを行うように、人が持つ曖昧な感覚による制御を模倣するファジィ制御器を設計した。人は凧上げの際に、凧の挙動、手にかかる力を情報として扱い、ラインの操作を行う。そこで、凧の挙動をロボットの高度、高度変化で表現し、手にかかる力を風速とし、ファジィ集合を構築し、巻き取り機構に入力する巻き取り・リリースの制御量を出力とした3入力1出力のファジィ制御器を設計した[1]。ファジィ制御には式(1)、(2)に示す計算を高速に行える簡略化推論法を用いた。

Rule  $i$ : if  $W_t$  is  $WS_i$  and  $A_t$  is  $ALT_i$  and  $dA_t$  is  $DALT_i$   
then  $\varphi$  is  $b_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )

$$h_i = \min(\mu_{WS_i}(W_t), \mu_{ALT_i}(A_t), \mu_{DALT_i}(dA_t)) \quad (1)$$

$$\varphi = \frac{\sum_{i=1}^n h_i b_i}{\sum_{i=1}^n h_i} \quad (2)$$

式(1)に適合度の計算を示す。式(1)中の $h_i$ は、風速 $W_t$ 、高度 $A_t$ 、高度変化 $dA_t$ が与えられる際のルール $i$ の適合度である。それぞれのメンバーシップ関数は、風速を $\mu_{WS_i}(W_t)$ 、高度を $\mu_{ALT_i}(A_t)$ 、高度変化を $\mu_{DALT_i}(dA_t)$ と表す。式(2)中の $\varphi$ は地上制御ユニットの巻き取り機構のモータに入力する制御量であり、ファジィテーブルに定義されている定数 $b_i$ を適合度 $h_i$ で荷重平均したものである。

#### 3.1 ファジィ制御パラメータの学習

ファジィテーブルを専門家ではない者が変更することは、改良されたようで逆に悪い方向へ変更されることがある。ここで扱うファジィ制御器は人の操作を模倣して設計したため、人の操作データに基づきファジィテーブルを学習することが有効であると考え、簡略ファジィ推論モデルによる学習を市橋ら[15]の手法を参考にし、各ファジィルールに対応する定数 $b_i$ を式(3)により更新する。

$$b_i \leftarrow b_i + \beta h_i (\varphi^* - \varphi) \quad (3)$$

ここで、 $\varphi^*$ は人の操作データで人が入力した制御量

を表す。また、学習率  $\beta$  を 0.1 とした。

### 3.2 3入力1出力ファジィ制御器の性能評価

初期の地上制御ユニットと飛行ユニットのテザーラインの長さを 50 m、風は人工的に 0.0 から 4.0 [m/s] の範囲で、20 秒周期の正弦波に基づいて生成されるものとし、シミュレーションを行った。ファジィ制御に用いた前件部メンバーシップ関数を図3に示す。学習に用いた人の操作データを図4、学習後のファジィテーブルを用いたファジィ制御器の結果を図5に示す。人の操作では、可能な限り高度を上昇させ、地上制御ユニットと飛行ユニットの間のテザーラインの長さを長くすることを目標とした。

図5の学習後の3入力1出力のファジィ制御器では、人の操作よりも一時的に高度は早く上がるものの、その後高度を落としている。人の操作と学習後のファジィ制御器を用いた100秒後の飛行状態の比較を図6に示す。学習後の3入力1出力ファジィ制御

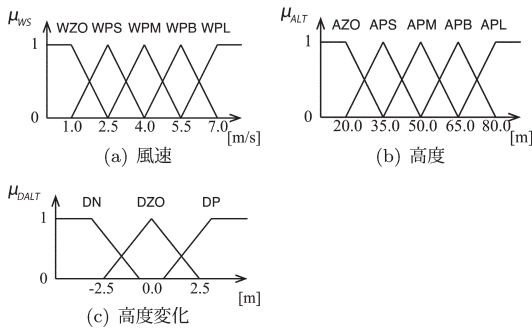


図3 3入力1出力のファジィ制御器の前件部メンバーシップ関数(初期のテザーラインの長さは 50 [m])

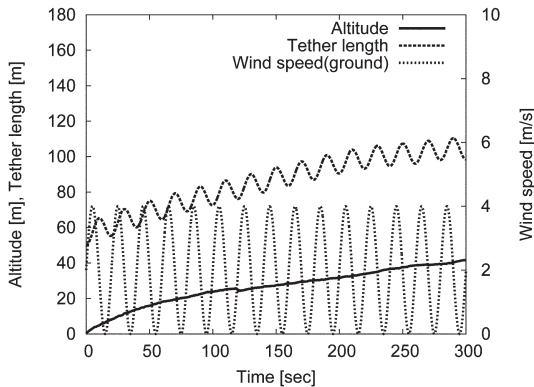


図4 人の操作データ(地上制御ユニットと飛行ユニットのテザーラインの長さは 50 m)

器では、強い力で引っ張ることで、一時的に大きな揚力、抗力を受けるが、地上制御ユニットと飛行ユニットの間の仰角が大きくなる。その結果、テザーラインを引っ張る場合、引く力の成分が垂直方向に強くなり、ロボットを落下させてしまう。さらに、高度が落ちた場合はテザーラインを引っ張るファジィルールになっているため、テザーラインを引くが、地上制御ユニットと飛行ユニットの間の仰角が大きいため、こちらも落下する方向への力が大きくなる。この制御の流れを繰り返し、最終的にテザーラインが巻き取られた。人が風揚げをする際の行動を基にファジィ制御器を設計したが、人は風を離陸させるために単に引っ張る操作ではなく、無意識の内に糸を巻き過ぎることはない様に操作する。その後、糸を上昇させるために糸を伸ばしながら、糸の高度を上昇させることが多い。糸を伸ばす際も、単に糸を繰り出し過ぎると糸が弛んでしまい、糸の高度が落ちてしまうため、糸の挙動を見ながら糸が張った状態で糸を繰り出す。さらに、人と糸の間の仰角が大きくなり過ぎないように操作している。糸が適切な仰角にある状態では風の状況に応じてテザーラインを制御することによって糸の高度を制御することができるが、仰角が大き過ぎる場合はテザーライン

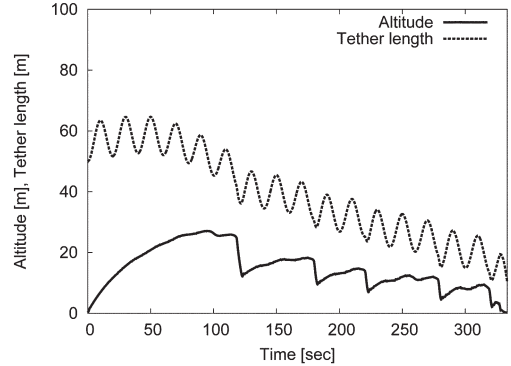


図5 学習後の3入力1出力ファジィ制御器

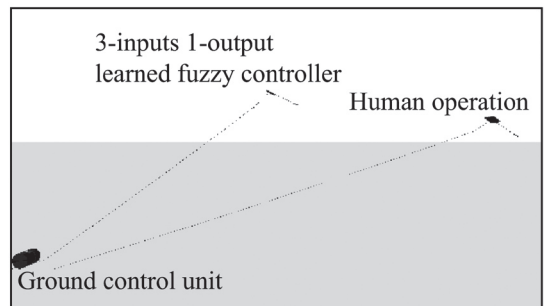


図6 100秒後の様子

の巻き取り操作によって高度を下げる効果しか得られないため、仰角が大きくなり過ぎないように制御する必要がある。3入力1出力のファジィ制御器では、環境を表す情報が少なく、特に仰角を表現する情報がないため、人の操作のようにテザーラインを長くしながら、仰角が大きくなり過ぎないように高度を上昇させることができなかつたと考えられる。

仰角が大きくなり過ぎる原因として、メンバーシップ関数の設計の仕方が良くない可能性も考えられるため、メンバーシップ関数のラベル数を増やし、ルールを増やした上で同じ実験を行う。ラベル数を10個に増やした場合の前件部メンバーシップ関数を図7に示す。それぞれ図3と図7(a)から図7(c)の前件部メンバーシップ関数を用いた場合の比較を図8に示す。前件部メンバーシップ関数を増やしたことで、途中でテザーラインの長さが一定となり、時間が経つに連れてテザーラインの長さが短くなることは改善された。しかし、人のテザーラインの長さを伸ばしながら、高度を上昇させる制御方策を獲得できなかった。

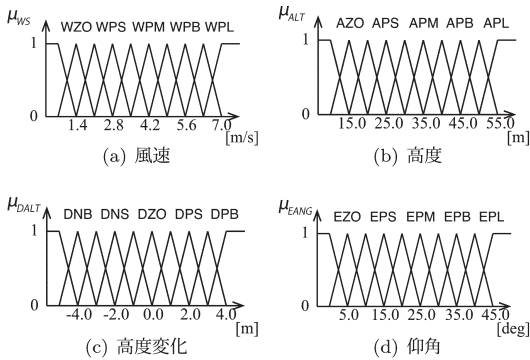


図7 前件部メンバーシップ関数のラベル数を10個とした場合

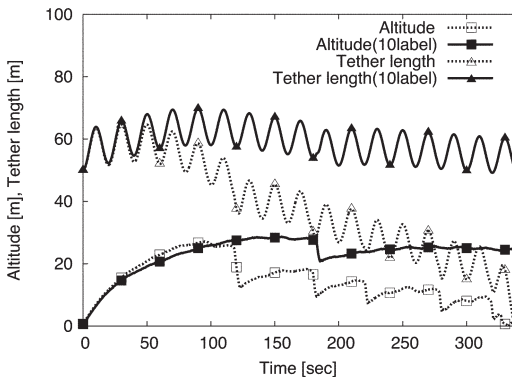


図8 3入力1出力のファジィ制御におけるラベル数が異なる場合の比較

### 3.3 4入力1出力のファジィ制御器への拡張

前件部メンバーシップ関数のラベル数を増やしても、人の操作を規範とした制御方策を獲得することができなかったことより3入力1出力のファジィ制御器では、風速、高度、高度変化を入力としたが、環境を表す情報が少ないことが考えられ、地上制御ユニットと飛行ユニットの間の仰角も考慮した4入力1出力のファジィ制御器を設計する。式(4)に適合度の計算を示す。仰角のメンバーシップ関数は  $\mu_{EANG_i}(eA_t)$  と表す。3入力1出力ファジィ制御器と同様に、出力は式(2)により計算する。

$$\text{Rule } i : \text{ if } W_t \text{ is } WS_i \text{ and } A_t \text{ is } ALT_i \text{ and } dA_t \text{ is } DALT_i \text{ and } eA_t \text{ is } EANG_i \text{ then } \varphi \text{ is } b_i \text{ (} i = 1, 2, \dots, n \text{)}$$

$$h_i = \min(\mu_{WS_i}(W_t), \mu_{ALT_i}(A_t), \mu_{DALT_i}(dA_t), \mu_{EANG_i}(eA_t)) \quad (4)$$

ここで、前節3.2と同じ条件で4入力1出力のファジィ制御器が人の制御方策を反映しているかを確かめる。図3に示した前件部メンバーシップ関数から、高度変化のラベルの数を変更し、仰角の前件部メンバーシップ関数を追加したため、それらを図9に示す。4

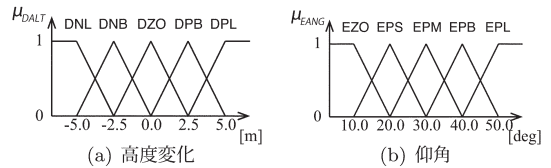


図9 4入力1出力のファジィ制御器の前件部メンバーシップ関数(3入力1出力から変更, 追加したもの)

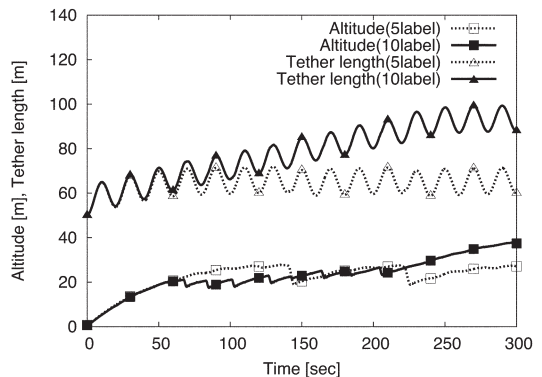


図10 4入力1出力のファジィ制御におけるラベル数が異なる場合の比較

入力1出力のファジィ制御器でも前件部メンバーシップ関数を図7を用いてルール数を増やした場合の実験を行い、図10に学習後のファジィテーブルによるファジィ制御器を用いた場合の、飛行ユニット高度とテザーラインの長さを示す。ラベル数が少ない場合の4入力1出力のファジィ制御器は、テザーラインの長さを伸ばしながら高度を上昇させる人の制御方策を反映させることはできていないが、ラベル数を増やした場合はテザーラインの長さを伸ばしながら高度を上昇させる人の制御方策を反映させることができた。これらの結果より、風速、高度、高度変化、仰角の4つを入力とし、前件部メンバーシップ関数のラベル数を増やしたルールが多いファジィ制御器が、人の制御方策を反映していることが確認された。

#### 4. 重み付き k 近傍法

地上制御ユニットの巻き取り機構のモータに入力する制御量  $\varphi$  を式(5)、(6)に示す重み付き k 近傍法により計算する。

$$g_i = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^m \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_t)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_t)\right) \quad (5)$$

$$\varphi = \frac{\sum_{i=1}^k g_i O_i}{\sum_{i=1}^k g_i} \quad (6)$$

式(5)により、尺度が異なる風速、高度、高度変化、仰角の4つのデータを正規化し、入力データに対する類似度を計算する。式(6)で人の操作データ  $O_i$  を類似度  $g_i$  で荷重平均し、制御量  $\varphi$  を決定する。近傍の数  $k$  は、誤った人の操作データのノイズ対策とし、 $k=10$  とする。 $g_i$  は  $i$  番目の学習データに対する類似度、 $\mathbf{x}_i$  は  $i$  番目の風速、高度、高度変化、仰角を成分に持つ学習データ、 $\boldsymbol{\mu}_t$  は時刻  $t$  での風速、高度、高度変化、仰角を成分に持つ入力データ、 $\Sigma$  は風速の分散  $\sigma_{ws}^2$ 、高度の分散  $\sigma_a^2$ 、高度変化の分散  $\sigma_{da}^2$ 、仰角の分散  $\sigma_{ea}^2$  の要素を対角要素に持つ共分散行列である。 $\Sigma^{-1}$  は共分散行列ベクトル  $\Sigma$  の逆行列、 $T$  はベクトルの転置を表す。 $O_i$  は  $i$  番目の学習データに対する人が操作した時の操作データであり、風速、高度、高度変化、仰角の4つのデータを扱うため  $m=4$  とする。

#### 5. 人工ニューラルネットワーク

フィードフォワードの人工ニューラルネットワークで、最も一般的に利用される多層パーセプトロン(MLP)を用いる。MLPの各層にはニューロンが存在し、それらは前後の層に存在するニューロンと一方方向に連結され、ここでは入力層に4個、中間層に20個、

出力層に1個のニューロンをもつ、3層の人工ニューラルネットワークとする。入力には風速、高度、高度変化、仰角の4入力であり、それぞれの入力データは式(7)を用いて正規化し、0から1の範囲に変換する。

$$x_i = \frac{x_n - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (7)$$

$x_i$  は0から1の範囲で正規化されたデータ、 $x_n$  は正規化前のデータである。 $x_{min}$ 、 $x_{max}$  は人が操作したデータの風速、高度、高度変化、仰角、制御値のそれぞれの最小値、最大値である。そのため、入力の種類に応じ、 $x_{min}$ 、 $x_{max}$  は変化する。地上制御ユニットの巻き取り機構のモータに入力する制御量  $\varphi$  は式(8)、(9)により計算された  $z$  を式(7)により0から1で正規化された値とする。

$$y_j = f\left(\sum_i x_i w_{ij}\right) \quad (8)$$

$$z = f\left(\sum_j y_j w_{j1}\right) \quad (9)$$

$w_{ij}$  は  $i$  番目の入力層のニューロンと、 $j$  番目の中間層の間の重みである。 $w_{j1}$  は  $j$  番目の中間層のニューロンと、出力層のニューロン間の重みである。 $f$  は式(10)に示すシグモイドを表す。

$$f(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)} \quad (10)$$

それぞれの重みの修正を式(11)、(12)に示す誤差逆伝播法により行う。

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (z^* - z)^2 \quad (11)$$

$$w \leftarrow w - \gamma \frac{\partial E}{\partial w} \quad (12)$$

$z^*$  は式(7)で正規化された人の操作データである。学習の終了条件は、学習を10000回行うか、目標出力との二乗誤差  $E$  が0.1未満になった時に終了する。学習率  $\gamma$  を0.05とする。

#### 6. 学習結果を用いたシミュレーション

初期の地上制御ユニットと飛行ユニットの間のテザーラインの長さを100 m、風は人工的に地上付近の基準となる場所で2.5 [m/s]の一定値が生成されるものと、0.0から4.0 [m/s]の範囲で、20秒周期の正弦波に基づいて生成されるものの2パターンとし、シミュレーションを行った。また、風は高度が高くなるにつれ、風速が大きくなることが知られ、式(13)により、

カイトが受ける風速を高度に応じて変化させる。

$$W_H = W_R \left( \frac{H}{H_R} \right)^{\frac{1}{n}} \quad (13)$$

$W_H$  は高度  $H$  [m],  $W_R$  は高度  $H_R$  [m] での風速を表し,  $H_R$  は基準となる高度であり,  $H_R=1.5$  とする. ここで, 飛行ロボットを草原, 平原で飛ばすことを想定し,  $n=7$  [16]\*1 とする. シミュレータの操作者は約50時間のトレーニングを積んだ熟練者1人である. 人がそれぞれの風の条件で一定時間の操作をするが, 人が操作する時の目標を下記に示す.

1. 飛行ユニットの高度を約50 [m]で停留させる
2. 地上ユニットと飛行ユニットの間のテザーラインの長さをできる限り長くする

風速が一定の場合に人が操作した結果を図11(a), 風速が時間変化する場合に人が操作した結果を図12(a)に示す. これらの人が操作したデータを学習データとし, 制御器の設計を行う.

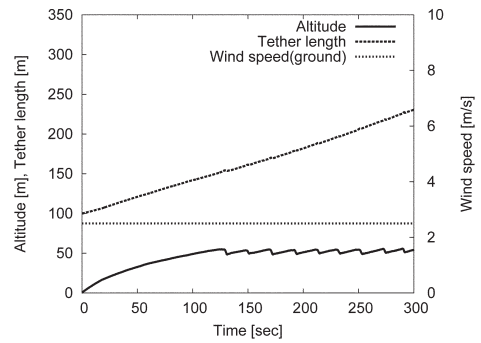
風速が一定の場合は, 飛行ユニットの高度を約50 [m]で停留させることができ, テザーラインの長さも徐々に長くできている. 風速が時間変化する場合は約200 [sec]までは地上制御ユニットと飛行ユニットの間のテザーラインの長さを長くできているが, 高度を約50 [m]で停留させる時には適する制御ができずに, テザーラインの長さが短くなってしまっている. 人の操作では, 風速が時間変化する環境における適切な制御を行うことができなかった.

また, シミュレーションで, テザーラインの全長を300 [m]に設定した. そのため, 設計した制御器による制御時に, 地上制御ユニットと飛行ユニットの間のテザーラインの長さが300 [m]に達した場合はシミュレーションを終了した.

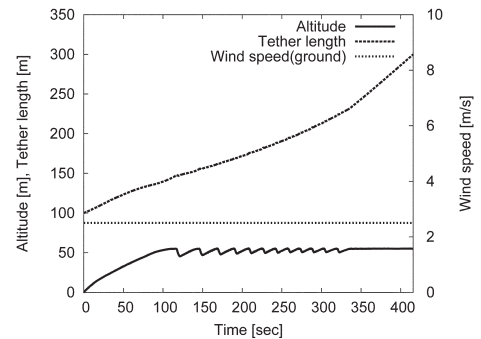
## 6.1 学習後のファジィテーブルを用いたファジィ制御

学習後のファジィテーブルを用いた制御器により実験を行った. 出力値を計算する際は式(2)を用いるが,  $b_i$  は人の操作データによる学習で更新されたものだけを扱った. 用いた前件部メンバーシップ関数を図7に示す. 風速が一定の場合の結果を図11(b), 風速が時間変化する場合の結果を図12(b)に示す. 風速が一定の場合は人の制御方策を反映でき, 約50 [m]付近で停留させることができた. しかし, 風速が時間変化する場合には高度が50 [m]に達した後に, 高度50 [m]を維持することができなかった. 原因とし, 強くテザー

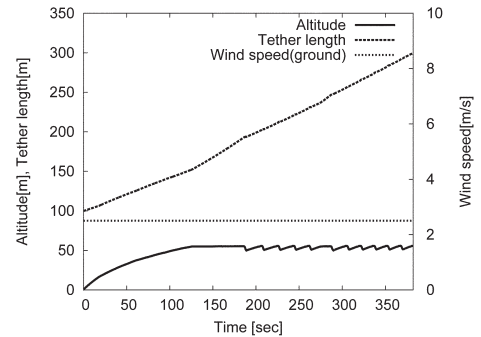
\*1 参考文献[16]には式(13)の  $n$  の値の一覧があり, 地表面が平野や草原の場合は  $n=7$  と表記されている.



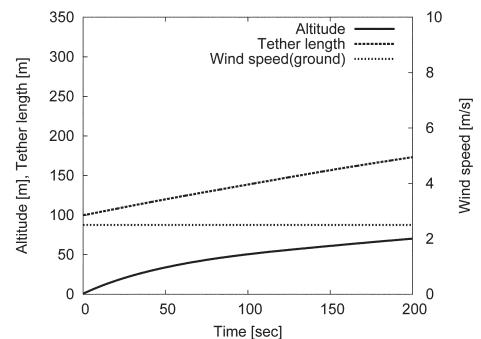
(a) 人の操作



(b) ファジィ制御器

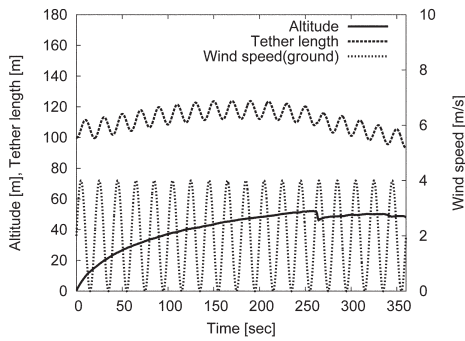


(c) 重み付き k 近傍法

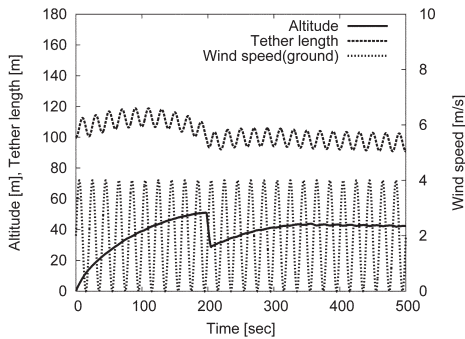


(d) 人工ニューラルネットワーク

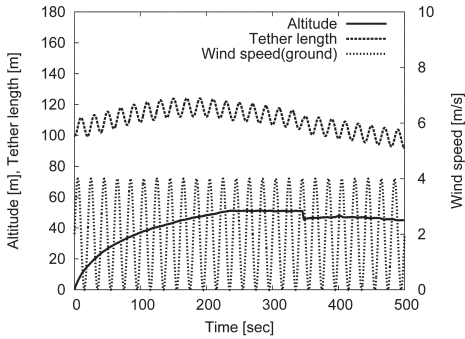
図11 風速が一定の場合の実験結果



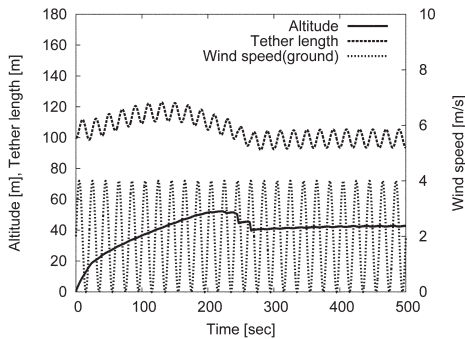
(a) 人の操作



(b) ファジィ制御器



(c) 重み付き k 近傍法



(d) 人工ニューラルネットワーク

図12 風速が変動する場合の実験結果

ライン引くことで高度が上がるが、仰角が大きくなり落下したことや、落下した際の制御方策を獲得できなかったことが挙げられる。ファジィ制御器の学習のようなオンライン型の学習である場合、新しいデータが書き込まれるため、人が行った間違った操作が正しい制御方策を獲得することを妨げたと考えられる。

6.2 重み付き k 近傍法による制御器

風速が一定の場合の結果を図11(c)、風速が時間変化する場合の結果を図12(c)に示す。重み付きk近傍法による制御では、どちらの条件でも人の制御方策を反映することができた。さらに、風速が一定の場合には人の操作よりも早く高度50[m]に到達、停留ができた。風速が時間変化する場合でも、人の操作データよりも早く高度50[m]に到達と停留をし、約350[sec]では人の操作した時よりも、地上制御ユニットと飛行ユニットの間のテザーラインの長さを長くすることができた。人は感覚的に操作をしているため、同じまたは似たような環境で、完全に同じ出力をするとは限らない。適切な操作が間違った操作よりも多いため、重み付きk近傍法により、間違えた操作が適切なデータにより打ち消され、影響が小さくなったことが考えられる。

6.3 人工ニューラルネットワークによる制御器

風速が一定の場合の結果を図11(d)、風速が時間変化する場合の結果を図12(d)に示す。人工ニューラルネットワークを用いた場合では、風速が一定の場合に高度50[m]で停留させるために、意図的にロボットの高度を落とす制御方策を獲得できなかった。風速が時間変化する場合には、停留させるために意図的に高度を落とすことができたが、その後の高度が落ちている際の人の制御方策を獲得できなかった。原因とし、高度が約50[m]という曖昧な目標だったため、人の操作データでは高度53[m]でロボットの高度を落としたり、上げたりしている。その結果、データが統一されていないことで、人の制御方策を反映でなかったことが挙げられる。ファジィ制御ではメンバーシップ関数により、高度55[m]では絶対に意図的に高度を落とす制御方策を獲得できていたことが考えられる。また、データが統一されていない他にも、人の操作データをそのままの状態での学習に扱ったため、人工ニューラルネットワークの学習の際に、大きなデータの集合は小さなデータの集合を飲み込んでしまった可能性が考えられる。

ここで、人工ニューラルネットワークで人の操作を規範とした制御方策を獲得することができなかった風



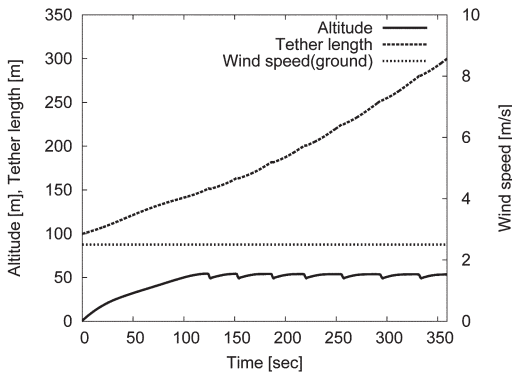


図13 人工ニューラルネットワークによる風速が一定の場合の実験結果(一部の学習データを省いた場合)

速が一定の場合について、高度が53[m]を越えて、人の操作がロボットの高度を上昇させる操作をしているデータを省いて同様のシミュレーションを行った。実験結果(図13)より高度が上昇し過ぎた時に、意図的に高度を落とす制御方策を獲得できていることが確認できた。

#### 6.4 それぞれの制御器の比較

人工ニューラルネットワークを用いた制御器の設計において、学習データ自体の学習による実験を行った結果より、学習データ自体の学習は有効な手段であると考えられる。しかし、学習データを学習しない状態でも、重み付きk近傍法では人の操作を規範とした制御方策を両方の風のパターンで獲得できたことより、人の操作を規範とした制御方策を獲得するには本稿で試した手法の中では、重み付きk近傍法が最も有効な手法と考えられる。ファジィ制御パラメータの学習や人工ニューラルネットワークによる学習は、オンライン型の学習であり、新しく学習するデータが優先され、その学習データが間違っている場合でも同様である。一方、重み付きk近傍法はオフライン型の学習であり、適切な操作データが間違っただけで操作したデータよりも多いため、適切なデータによって誤った操作データの影響が小さくなったと考えられる。人の操作データを規範とする場合、人が全て適切な操作をすることは考えられず、このような状況であっても学習を行わなければならない。ファジィ制御パラメータの学習、人工ニューラルネットワークによる学習は、重み付きk近傍法と比較すると間違っただけの操作データのようなノイズに弱いため、重み付きk近傍法が有効な手法だと考えられる。

## 7. k近傍法に用いる探索データの選択

k近傍法はデータが更新される度、学習データを全探索するため、学習データが多い場合に計算コストが大きくなる。探索の際に近傍グラフ、次元削減を用いない、探索に用いる学習データ自体を削減する手法を提案する。提案手法のアルゴリズムをAlgorithm 1に示す。例として図14に、ある時刻における手の流れを説明する。黒丸と白丸は探索する学習データを表し、近傍の数kをk=10としたため、黒丸はある時刻で類似度が高い上位10個の学習データを示す。ここで、黒色の四角形の学習データが入ってきたとすると、 $\mu - \sigma$ と $\mu + \sigma$ の範囲に収まるため破棄し、ノイズ対策のために黒丸のデータに対して距離に応じて重み付けを行う。ここでは学習率 $\delta$ を1とした。一方、 $\mu - \sigma$ と $\mu + \sigma$ の範囲に収まらない黒色の三角形が入ってきた場合は探索するデータとして格納する。地上制御

### Algorithm 1 Update algorithm of database of k-nearest neighbor

- 1: acquire a new datum  $x_{new}$
- 2: calculate similarity  $g_i$  between the new datum  $x_{new}$  and a sample  $x_i$  of the database
- 3: select samples  $x_i$  with the  $k$  highest similarity  $g_i$
- 4: calculate mean value  $\mu$  and standard deviation  $\sigma$  corresponds to  $x_i$
- 5: **if**  $x_{new} < \mu - \sigma$  or  $x_{new} > \mu + \sigma$  **then**
- 6:   add  $x_{new}$  into the database with weight  $w_i = 1$
- 7: **else**
- 8:   update the weights of the  $x_i$  with the  $k$  highest similarity  $g_i$
- 9:    $w_i \leftarrow w_i + \delta g_i$
- 10: **end if**

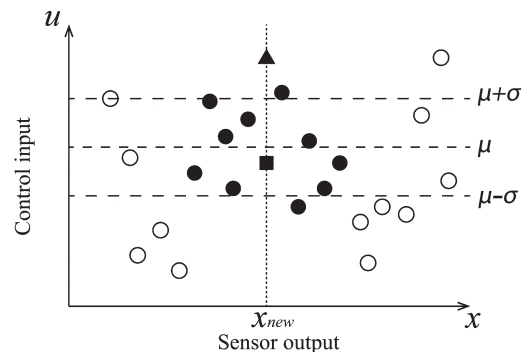


図14 k近傍法の探索に用いる学習データの選択

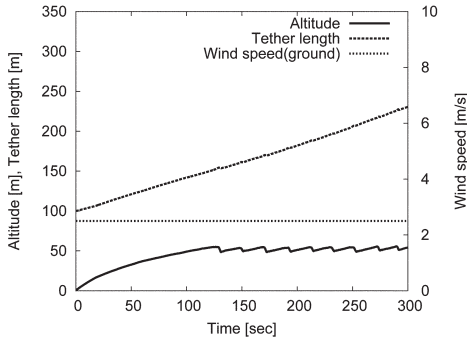
ユニットの巻き取り機構のモータに inputs する制御量  $\varphi$  を式(14)により計算する.

$$\varphi = \frac{\sum_{i=1}^k g_i w_i O_i}{\sum_{i=1}^k g_i w_i} \quad (14)$$

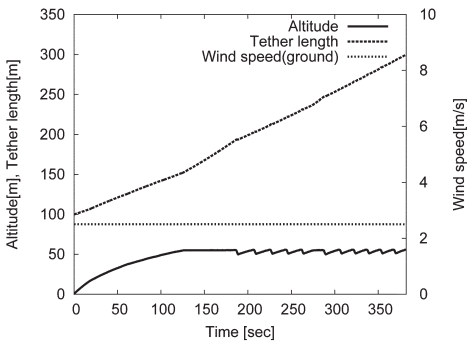
$w_i$  は  $i$  番目の探索データの重みであり, 格納された学習データの重みの初期値を 1 とする.

学習データ数を減少させた場合でも, 人の制御方策を反映できるかをシミュレーションを通して検証する. 実験条件は前章 6 と同じ条件で行う. 風速が一定の場合

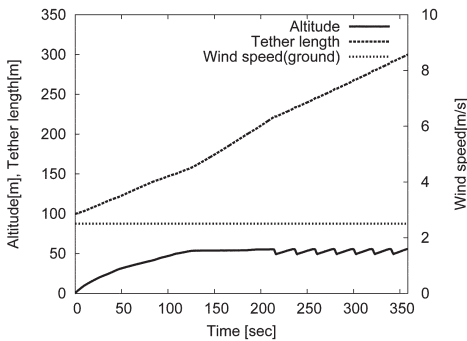
の結果を図 15(c), 風速が時間変化する場合の結果を図 16(c)に示す. 表 1 に用いた学習データ数と, 実際に探索に用いたデータ数の比較を示す. 探索データ数は両方の条件で約  $\frac{1}{10}$  に減少し, 探索データ数が減っ



(a) 人の操作

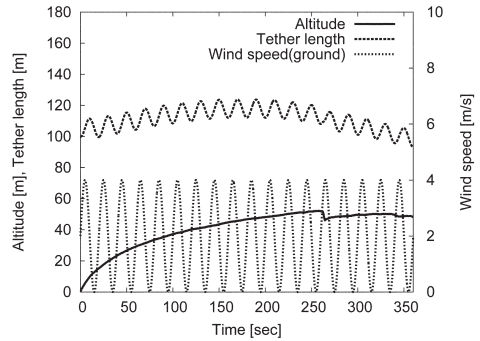


(b) 学習データの全探索による重み付き k 近傍法

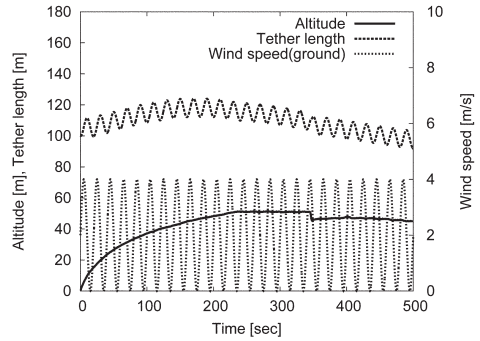


(c) 探索データの選択による重み付き k 近傍法

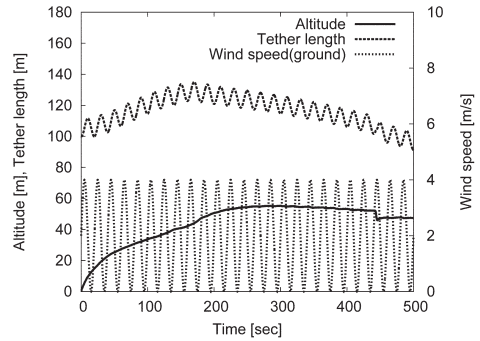
図 15 探索データ数の比較(風速が一定の場合)



(a) 人の操作



(b) 学習データの全探索による重み付き k 近傍法



(c) 探索データの選択による重み付き k 近傍法

図 16 探索データ数の比較(風速が変動する場合)

表 1 探索する学習データ数

条件	選択前	選択後
風速が一定の場合	1533 個	213 個
風速が変動する場合	1823 個	183 個

たにも関わらず、人の制御方策を反映できたことを示した。

## 8. 結言

本稿では、人の操作データを規範とする学習により、テザー係留型飛行ロボットの制御方策の獲得を目指し、ファジィ制御パラメータの学習、重み付き  $k$  近傍法、人工ニューラルネットワークを用いた制御器の設計について述べた。3つの手法の中では重み付き  $k$  近傍法が、最も人の制御方策を反映した制御器を設計できた。また、 $k$  近傍法の短所である学習データが多い場合に処理が重くなる点の改善手法を提案し、探索するデータ数を約  $\frac{1}{10}$  に減少させ、人の操作を規範とした制御方策を獲得することができたことを確認し、提案手法の有効性を示した。

今後の課題として、学習データが良くないデータであっても、人の適切な制御方策を獲得する学習手法を検討することが挙げられる。また、実ロボットを用いた場合でも人の操作を規範とした制御方策を獲得することができるかを確かめ、実ロボットの制御に役立てていく。

## 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 24650118 の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] Yasutake Takahashi, Tohru Ishii, Chiaki Todoroki, Yoichiro Maeda, and Takayuki Nakamura. Fuzzy control for a kite-based tethered ying robot. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol.19, No.3, pp.349-358, 2015.
- [2] 小野里雅彦, 林潤一. 情報収集配信用係留気球 infoballoon の開発. 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.8, p.39, 2006.
- [3] 深尾隆則. 画像情報に基づく自律型飛行船ロボットの開発. 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.8, p.929, 2006-11-15.
- [4] Samin Karim and Clint Heinze. Experiences with the design and implementation of an agent-based autonomous uav controller. In *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pp.19-26, New York, NY, USA, 2005. ACM.
- [5] 藤永仁, 得竹浩, 砂田茂. 小型無人航空機の誘導制御と自律飛行試験. 日本航空宇宙学会論文集, Vol.56, No.649, pp.57-64, 2008-02-05.
- [6] 鈴木太郎, 目黒淳一, 天野嘉春, 橋詰匠, 久保大輔, 土屋武司, 鈴木真二, 廣川類, 辰巳薫, 佐藤幸一, 瀧口純一. 小型自律飛行ロボットを用いた災害時における情報収集システムの構築. 日本ロボット学会誌, Vol.26, No.6, pp.553-560, 2008-08-29.
- [7] Tohru Ishii, Yasutake Takahashi, Yoichiro Maeda, and Takayuki Nakamura. Tethered ying robot for information gathering system. In *IROS'13 Workshop on Robots and Sensors integration in future rescue Information system (ROSIN'13)*, November, 2013.
- [8] Tohru Ishii, Yasutake Takahashi, Yoichiro Maeda, and Takayuki Nakamura. Fuzzy control for kite-based tethered ying robot. In *Proceedings of 2014 IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Vol. DVD-ROM, pp.746-751, July 2014.
- [9] Chiaki Todoroki, Yasutake Takahashi, and Takayuki Nakamura. Learning fuzzy control parameters for kite-based tethered ying robot using human operation data. In *Proceedings of Joint 7th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 15th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS & ISIS 2014)*, pp.111-116, December 2014.
- [10] 岩崎雅二郎. 木構造型インデックスを利用した近似  $k$  最近傍グラフによる近傍検索. 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.2, pp.817-828, 2011.
- [11] 長谷川修, 栗田多喜夫. 高次元特徴ベクトルの次元圧縮と重みつき  $k$ -最近傍法によるパターン認識. 情報処理学会論文誌. コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.44, No.9, pp.75-85, 2003.
- [12] Geoffrey W. Gates. The reduced nearest neighbor rule. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol.IT-18, No.3, pp.431-433, 1972.
- [13] Belur V. Dasarathy. Minimal consistent set (mcs) identification for optimal nearest neighbor decision systems design. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.24, No.3, pp.511-517, 1994.
- [14] Russell Smith. Open dynamics engine, 2008. <http://www.ode.org/>.
- [15] 市橋秀友, 渡辺俊彦. 簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御. 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.3, pp.429-437, 1990-08-15.
- [16] 国立天文台. 理科年表オフィシャルサイト. <https://www.rikanenpyo.jp/kaisetsu/kisyo/kisyo011.html>. (2015年3月8日 受付)  
(2015年7月28日 採録)

[問い合わせ先]

〒910-8507 福井県福井市文京3-9-1  
福井大学大学院工学研究科 知能システム工学専攻  
轟 千明  
TEL : 0776-27-8540  
E-mail : ctodoroki@ir.his.u-fukui.ac.jp

## 著者紹介



とどろき ちあき  
**轟 千明** [学生会員]

2014年福井大学工学部知能システム工学科卒業。現在、福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻博士前期課程。



たかはし やすたけ  
**高橋 泰岳** [正会員]

1996年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。2000年同大学博士後期課程中退，同年同大学大学院工学研究科助手となり助教を経て，2009年から福井大学大学院研究科講師，2012年同大准教授となり現在に至る。知能ロボットの行動獲得に関する研究に従事。博士(工学)。人工知能学会，日本ロボット学会など各会員。



なかむら たかゆき  
**中村 恭之** [非会員]

1996年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年，日本学術振興会特別研究員。1997年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助手，2002年和歌山大学システム工学部情報通信システム学科助教授，2013年同大学同学部同学科教授となり現在に至る。この間，1996年から約1年間米国ブラウン大学計算機科学科客員研究員。2007年から約1年間米国カーネギーメロン大学ロボティクス研究所客員研究員。ロボットビジョン，視覚情報に基づくロボット学習システム，移動ロボットの自己位置同定法の研究に従事。博士(工学)。日本ロボット学会，計測自動制御学会会員。

## Acquisition of Control Strategy for Kite-based Tethered Flying Robot Based on Human Operation

by

Chiaki TODOROKI, Yasutake TAKAHASHI and Takayuki NAKAMURA

### Abstract :

Autonomous observation systems using a balloon or an airplane have been studied as a solution of information gathering systems from the sky. The balloon needs the helium gas reservation and a relatively long time and specialists of gas maintenance for the ight preparations. Furthermore, the balloon system is not available under strong wind condition. On the other hand, an airplane system needs less time for ight preparations, but long-term activity is difficult due to limitation of fuel. In order to complement those information gathering system, we have proposed a tethered ying robot based on a kite that ies with wind power as one of the natural power sources and conducted some experiments with a real robot we designed and built. It is difficult to design the ight controller because wind situation often varies in real robot experimentation. We have also developed a computational dynamics simulator for the kite-based tethered ying robot.

In the paper[1], authors designed 3-inputs 1-output fuzzy controller in order to reect control strategy based on human operation. In real robot experimentation, we conducted ight controller based on fuzzy control theory using fuzzy rule table which is written by human. However, there is a possibility that this fuzzy table differs from the actual human operation. Furthermore, it becomes difficult to define the table by manpower if the number of state variables or membership functions becomes big. We verify a learning method of fuzzy control parameters for the robot using human operation data. The original controller for the kite-based tethered ying robot was designed based on 3-inputs 1-output fuzzy controller in order to reect control strategy based on human operation. However, as the controller cannot have control for extending the tether line to control the kite stably in condition of various change of wind because of lack of information for state description.

This paper aims at acquiring human control strategy for the kite-based ying robot using human operation data. Besides learning the fuzzy control parameters, we also use k-nearest neighbor algorithm and artificial neural network. We extend the fuzzy controller with 4-inputs 1-output system in order to reect human control strategy and verify their effectiveness with the computational simulations. The weighted k-nearest neighbor algorithm that showed the best performance has a disadvantage of heavy calculation processing if training data is big, because this technique explores all of the training data. We propose a method that reduces training data itself and also shows its validity with the computational simulations.

**Keywords :** Acquisition of Control Strategy Based on Human Operation, Fuzzy Control, Weighted k-Nearest Neighbor Algorithm, Artificial Neural Network

Contact Address : Chiaki TODOROKI

*Department of Human and Articial Intelligent Systems, Graduate School of Engineering, University of Fukui*

*3-9-1, Bunkyo, Fukui, Fukui, 910-8507, Japan*

TEL : 0776-27-8540

E-mail : ctodoroki@ir.his.u-fukui.ac.jp