

入出力の確率的処理を用いた外乱オブザーバインテリジェント化の一提案

呉 世訓, 堀 洋一 (東京大学生産技術研究所)

Development of Intelligent Disturbance Observer based on Statistical Recognition using Input-output Measurements

Sehoon Oh, Hori Yoichi (Institute of Technology, University of Tokyo)

Abstract

This paper proposes a novel algorithm for an intelligent disturbance observer. Intelligence in disturbance observer is provided by distinguishability of disturbance states. By defining disturbance output distribution as a normal distribution, the distinguishment problem can be dealt with by stochastic theories. Hidden Markov Model is adopted to realize this distinguishment of disturbance states. Simulation results verify effectiveness and properties of the proposed algorithm.

キーワード：知能化外乱オブザーバ, 隠れマルコフモデル, 位相空間, モデル化誤差, 正規分布, ビタビアルゴリズム (intelligent disturbance observer, hidden markov model, phase space, modeling error, normal distribution, viterbi algorithm)

1. 序 論

外乱オブザーバから推定した外乱情報を学習や同定に利用する研究は, 外乱オブザーバの初期研究時代⁽¹⁾から現在⁽²⁾に至るまで多くの研究者が携わってきている。

中には推定外乱を含めたパラメータ推定^{(3),(4)}が多いが, カオス理論で用いられるアトラクタの概念を利用した外乱予測⁽⁵⁾の研究もある。

近年, 福祉応用などの力制御で外乱オブザーバが新たに注目を浴びている⁽⁶⁾。カセンサレスパワーアシスト制御と分類されるこれらのアシスト制御は, 外乱オブザーバの推定値を利用して力制御を行いパワーアシストを実現している。しかしこの場合, 外乱オブザーバ(もしくは反力推定オブザーバ⁽⁷⁾)で推定される外乱(もしくは外力)にはアシストしたい人間の力の以外に様々な外力や誤差成分が入っている。

この様々な情報が入っている推定外乱から必要な成分だけを取り出せる機構が, 今後のカセンサレスパワーアシスト制御には必ず必要となってくる。また, 時間遅れなどの特定の原因から起因する外乱情報を分別することができれば, 最近注目を浴びている無駄時間に対する外乱オブザーバ補償⁽⁸⁾にも応用できる。

そこで, 本稿では外乱オブザーバで推定した外乱情報に統計的な学習もしくは判別機能を付加する外乱オブザーバのインテリジェント化を提案する。広い意味では過去に行われているプラントのパラメータ推定などもこの外乱オブザーバのインテリジェント化といえるが, 本研究では外乱を引き起こしている状況を特定する外乱状況判別を知能化の重要な役割とし, その方法を提案する。

2節ではこの統計的外乱状況に必要な数学的背景を説明する。3節では2節で説明する外乱状況と観測データの関係, 隠れマルコフモデルを利用して具体的な外乱状況判別

のアルゴリズムを提案する。4節ではシミュレーションを利用してその有効性と特徴を確かめる。

2. 外乱状況の判断のための数学的背景

本稿では外乱オブザーバにより観測される外乱の時系列を持って外乱状況の判別を行う。ここでいう外乱状況とは, 外乱オブザーバで観測される様々な外乱を引き起こす原因となる状況を意味していて, 特にモデル化誤差など, プラントの状況により一定の構造を持って外乱を繰り返して発生させるケースがその代表的な例といえる。

発生する外乱にプラントへの入力信号もしくはプラントの出力信号と何か相関があれば, それを統計的に処理することによってその外乱を引き起こしている状況を突き止めることができる。このように統計的な特徴をもって外乱を引き起こしている状況を本稿では外乱状況と呼ぶことにする。

以下ではまず観測される外乱とプラントの入力がどのような相関を持つのかを調べ, その相関性に基づきどのようなアルゴリズムで外乱状況を判別か述べていく。

2.1 位相空間で見る制御入力と推定外乱の相関性
いくつかのモデル化誤差を外乱状況として考え, その状況下での制御入力と観測外乱の相関性を位相空間を利用して調べる。

今後本稿では図1のような外乱オブザーバを含めた制御器を基本構造として利用して外乱状況判別を行う。まず, 各信号間の相関を確かめてみる。制御入力(図1の u)と観測外乱(図1の \hat{d})の関係に特に注目することにする。

慣性値と粘性値などのパラメータにモデル誤差がある場合には, この制御入力と観測外乱の相関関係にその誤差特徴が現れる。パラメータ誤差があるときの制御入力, 観測外乱間の関係は式(1)のように表れる。

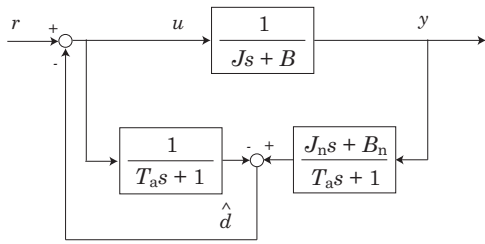


図 1 外乱オブザーバが入った基本制御系

Fig.1. Standard Disturbance Observer Control System

$$\hat{d} = \frac{1}{T_a s + 1} \left(\frac{J_n s + B_n}{J s + B} - 1 \right) u \dots\dots\dots (1)$$

この関係式から \hat{d}, u またそれらの微分値 $\dot{\hat{d}}, \dot{u}$ の間には線形関係があることがわかる。その線形関係はこの 4 つの値 $\hat{d}, \dot{\hat{d}}, u, \dot{u}$ を利用した位相空間上に表すことができる。

そこで、図 1 のシステムに r としていくつかの入力信号を入れて $\hat{d}, \dot{\hat{d}}, u, \dot{u}$ のうち 3 つを選んだ位相空間図を描いてみた。

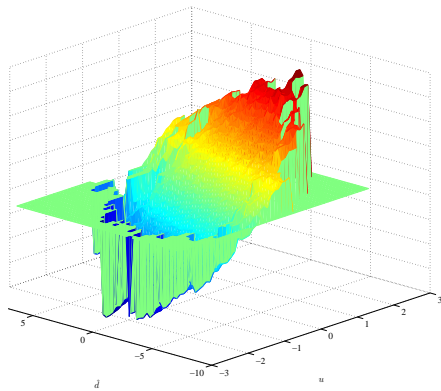


図 2 粘性に誤差があった時の位相空間

Fig.2. Phase space with an error in the damping

図 2 のきれいな平面は、図 1 のシステムに $J = 1, B = 1, J_n = 1, B_n = 10$ を代入しノミナルの粘性値に誤差を持たせた後、信号 r に白色雑音を入れて得られた $\hat{d}, \dot{\hat{d}}, u$ をもって描いた位相空間図である。ただし、シミュレーションの時間を長くとりデータ個数が多い (10 万個) になっているので、 z 方面の値 (\hat{d}) は平均値をとっている。

データがない領域では \hat{d} を 0 にしているので余計な平面ができてはいるが、データがとられている領域ではきれいに平面をなしていることが分かる。もちろん、この位相空間は入力 u の周波数成分によらない (ただし、無視しているローパスフィルタより低い成分の信号である必要はある)。

これはモデル化誤差を含めた外乱オブザーバ制御系が線形システムになっているためであり、 $B \neq B_n$ 時に式 (1) のダイナミクスが

$$J\dot{\hat{d}} + B\hat{d} = (B_n - B)u \dots\dots\dots (2)$$

となり、 $\hat{d}, \dot{\hat{d}}, u$ の間に線形関係が成立していることに起因している。

慣性誤差がある時も同じく位相空間上に特定の平面を構成することになる。 $J = 1, B = 1, J_n = 0.5, B_n = 1$ にした時の $\hat{d}, \dot{\hat{d}}, u$ の位相空間図が図 3 である。

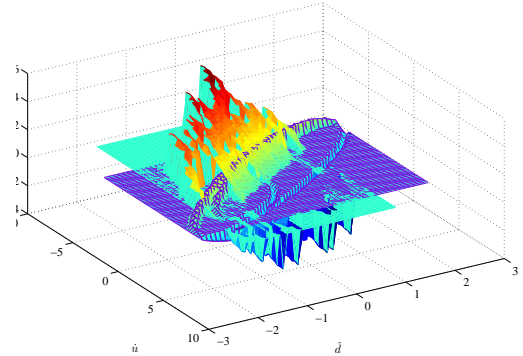


図 3 慣性に誤差があった時の位相空間

Fig.3. Phase space with an error in the inertia

図 2 と同じく平面を作っている。また入力信号への非依存性を確認するため、信号 r に一定の周波数 (0.5rad/sec) の信号を入れてみた結果のプロットも同図に示した。楕円を描いている面がその結果であるが、白色雑音 r によって構築されている平面上にあることが分かる。

この特徴から、線形誤差によって外乱が生成されている場合、得られた $\hat{d}, \dot{\hat{d}}, u, \dot{u}$ の位相空間上の平面をみて外乱を引き起こしている外乱状況を判別することができる。

2.2 隠れマルコフモデルの導入

限られている測定データからその根底にある状態を推定する方法として隠れマルコフモデルが良く使われている。たとえば、車の操舵情報などの観測時系列から運転者の意思を推測するような、センサで測定可能なデータ時系列から人間内部状態を推測するアルゴリズムとして⁽⁹⁾よく利用されている。

図 4 にその隠れマルコフモデルの概念を示した。 y_1 から y_4 までが測定可能な観測データ、 S_1 から S_3 までが推測したい状態である。

隠れマルコフモデルは、図 4 のように確率パラメータ ($a_{11} \sim a_{33}, b_1 \sim b_3$) が予め与えられているときに、実際に測定されるデータ時系列 (observation sequence, $y_1 \sim y_4$ の羅列) を見ながら現在、もしくは現在までの状態 ($S_1 \sim S_3$ の羅列) を推測するアルゴリズムである。確率パラメータ ($a_{11} \sim a_{33}, b_1 \sim b_3$) は以下のように定義される。

$$\pi = \{\pi_i\}, \pi_i = P(S_1 = i) \dots\dots\dots (3)$$

$$A = \{a_{ij}\}, a_{ij} = P(S_{t+1} = j | S_t = i) \dots\dots\dots (4)$$

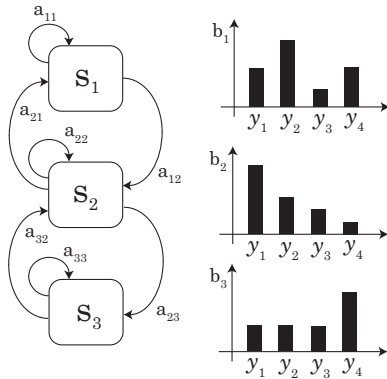


図 4 隠れマルコフモデルにおける確率特性

Fig. 4. Probabilities in a Hidden Markov Model

$$B = \{b_j(k)\}, b_j(k) = P(X_t = y_k | S_t = j) \dots \dots (5)$$

式 (4), (5) にて i, j は状態を意味する添え字, t は時間を表す添え字, k は出力 y の種類 (図 4 では 1 から 4 まで) を意味する添え字で, X_t は時刻 t に測定された出力データ (observation) を意味する。そして, 式 (3) は初期 ($t = 1$) における各状態の確率 (実際の状態が i である確率) である。

この π, A, B が与えられていれば, 確率計算を利用し観測時系列から現在の状態を推論することができる。

また図 4 は, 状態が持ちうる出力の値 (y_k) とその確率分布 (b_i) が量子化されている離散隠れマルコフモデルだが, これを連続的に定義した連続隠れマルコフモデルもある。

3. 統計処理を利用した外乱状況の判断

3.1 多次元測定データ利用した確率分布定義 外乱を引き起こしている外乱状況を隠れマルコフ状態とし, 2.1 節で求めた $\hat{d}, \hat{u}, \hat{u}$ による位相空間上の平面を出力データ定義することで隠れマルコフモデルを利用した外乱状況判別が可能になる。

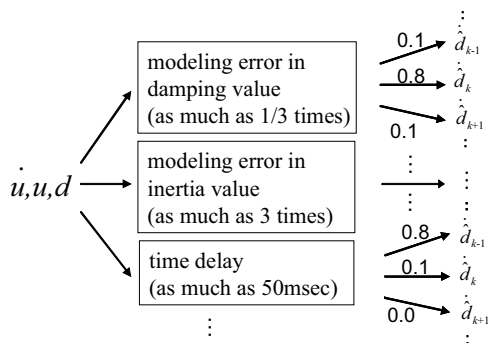


図 5 外乱状況に見られる確率特性

Fig. 5. Probabilities in Disturbance States

図 5 に想定する外乱状況がどのように隠れマルコフモデルとして定義され, その出力がどのような確率分布として定義されるのかを説明するイラストを示した。慣性のモデ

ル化誤差, 弾性のモデル化誤差などがその誤差量とともに一つの外乱状況として定義され隠れマルコフ状態として考えられる。

その外乱状況によって特徴付けられる出力は, 測定データ $\hat{d}, \hat{u}, \hat{u}$ 間の関係, 具体的には位相空間上に描かれる平面である。この位相空間情報を特定の確率分布をもつ次元のデータにする必要がある。

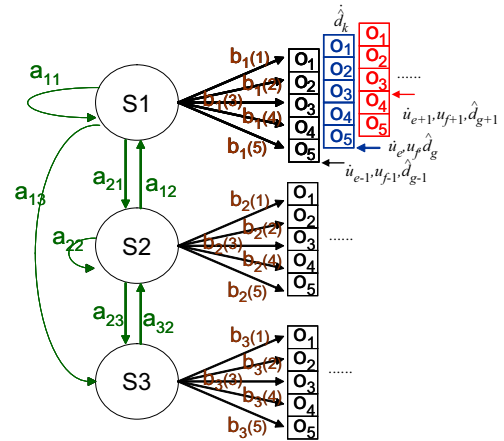


図 6 提案する外乱状況判別のための出力分布モデル

Fig. 6. Proposed Observation Distribution for Distinction of Disturbance States

その解決のために本稿で提案する外乱状況による出力分布の定義を図 6 に示した。外乱オブザーバで得られる多次元測定データに対し, 図 6 のように u, \hat{u}, \hat{d} によってそれぞれ違う出力 (observation) 分布を定義することで次元の隠れマルコフモデルアルゴリズムをそのまま適用することが可能になる。

3.2 正規分布を利用した確率分布と一般的な外乱状況への拡張 実際に隠れマルコフモデルを利用して外乱状況を判別するにはまずパラメータモデル ($\lambda = (A, B, \pi)$) を定義する必要がある。一般的な隠れマルコフモデルではこれらの確率を実際の測定してきたデータから Baum-Welch 手法などで統計的に求める⁽¹⁰⁾。

しかし本稿で考えている外乱状況に関しては, 隠れている外乱状況とその出力 (observation) の関係が数学モデルに基づいて決定論的に定義できる特徴がある。ただし, 観測雑音やデータ量子化による影響などを考えると実際にはある程度の分散を持つ正規分布となる。そこで, 提案するアルゴリズムでは数学モデルに基づいて計算される値を平均値とする正規分布を出力分布として利用することにする。

一例として, 慣性値にモデル化誤差 ΔJ を持つ場合の外乱状況に対してその出力分布を以下のように定義することができる。

$$b_{\Delta J}(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho}} \exp\left(-\frac{\left(\dot{d}_k - \frac{\Delta J \dot{u}_e - B \dot{d}_g}{J}\right)^2}{2\rho^2}\right). \quad (6)$$

この確率分布はパラメータ $(\Delta J, J, B)$ と観測出力 (observation) 以外の測定データ \dot{u}, \dot{d} が与えられれば解析に求まるのでテーブルなどで持っておく必要はない。これも提案する外乱状況判別の特徴のひとつといえる。

また偏差 ρ は先述した雑音 (特に推定外乱の微分値を利用しているので多い) や測定データ u, \dot{u}, \dot{d} の量子化の程度をみて判断の感度を変えるチューニングパラメータとして利用できる。この感度調整に関しては9節でシミュレーションを持ってより詳しく説明する。

式 (6) で提案する出力分布の設計には自由度があり、本稿で例にしている線形誤差以外に非線形誤差や温度など外部状況によって変わる外乱状況も、式 (6) の正規分布の平均値の部分に数式的に反映できれば一つの外乱状況として取り扱うことが可能になり、正しく判断できるようになる。

3.3 具体的な判別アルゴリズム 隠れマルコフモデル理論は、1) 内部状態が与えられている時に観測された出力 (observation) 列の尤度を計算、2) 観測した観測列から内部状態の変化シーケンスを推定、3) 得られて観測列からシステムの最尤確率パラメータ (π, A, B) を選ぶ時に利用される⁽¹⁰⁾。

本稿で提案する外乱状況判断はこの中の、観測列から内部状態を推定することを目的として隠れマルコフモデルを利用する。その推定の代表的なアルゴリズムには Viterbi アルゴリズムがある。

時刻 t に内部状態が状態 i にいる確率を $\delta_t(i)$ すると

$$\delta_t(j) = \max_i [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] \cdot b_j(O_t) \dots \dots \dots (7)$$

のように尤度が最も高い状態を全状態変化シーケンスの途中状態として選んでいけるアルゴリズムが Viterbi アルゴリズムである。ただし、 a_{ij}, b_j は図4で示した状態遷移確率と出力確率、 O_t は時刻 t での観測出力 (observation) である。

しかしこの Viterbi アルゴリズムは外乱状況のシーケンスを時々刻々評価するのではなく全時間において一回評価することで全時間領域に渡る一つの最適状態シーケンスを最終的に得るアルゴリズムであり、時々刻々の最尤の外乱状況を判別するのではない。

全時間評価に含まれる時刻 t での評価値、式 (7) が $\delta_{t-1}(i)$ を含めた評価になっていることがこの特徴を示している。そこで、本研究では時々刻々の最尤状態を推定するため、以下の式のような最尤状態判別を行い、時刻 t における最尤外乱状況 $\hat{D}(t)$ を得るようにする。式 (8) と (9) にその判別の式を提案する。

$$p_t(i) = \sum_{n=0}^N \left(a_{\hat{D}(t-N), i} b_i(\dot{d}(t-n)) \right) \dots \dots \dots (8)$$

$$\hat{D}(t) = \operatorname{argmax}_i \sum_{n=0}^N \left(a_{\hat{D}(t-N), i} b_i(\dot{d}(t-n)) \right) \dots \dots \dots (9)$$

$\hat{D}(t)$ が時刻 t の最尤外乱状況、 $p_t(j)$ がその尤度になる。

まず、この判別には出力分布に式 (6) で提案した出力分布を採用した。特に注目すべきなのは、図4から図6までの隠れマルコフモデルの説明では観測出力を量子化されている確率分布として示しているが、提案する式 (6) をそのまま適用すると連続的な観測出力分布を取り扱うことも可能になることである。

そして a_{ij} (または式 (9) の $a_{\hat{D}(t-N), j}$) の状態遷移確率だが、これは予め持っている外乱状況の特性を設定できるフリーパラメータとなる。たとえばプラントのダイナミクスの変動しやすさを反映できる。たとえば、急激なパラメータ変動はそれほどないダイナミクスに対しては対角成分を大きくしておくようにする。

また、リアルタイム性を持つ外乱状況判別となっているが、必要以上にその判別を頻繁に行うことで精度を悪化することを防ぎ観測雑音へのロバスト性を実現するために、複数サンプルの測定データの平均確率を利用している。式 (9) の N がそのサンプルの数を表していて、これを大きくするとより多くのサンプルデータを測定、その平均を見て外乱状況を判別することになる。

ということで、式 (9) は時刻 $t-N$ から t までの N サンプルをためて $t-N$ 時の最尤状況 $\hat{D}(t-N)$ から新しい最尤状況 $\hat{D}(t)$ を判別するアルゴリズムとなっている。このアルゴリズムは $t-N$ 時での最尤状況 $\hat{D}(t-N)$ からの遷移確率 A と現在の観測値 $\dot{d}(t-n)$ を出力する確率 b_j が両方 N サンプルにかけて評価されている。

4. シミュレーションによる提案外乱状況判別法の分析

以上で提案した外乱状況判別アルゴリズムの有効性を確かめるため、本節ではいくつかのシミュレーションを行う。確かめるべきポイントは

- (1) 入力信号が限られた周波数成分しか持たない場合
 - (2) 想定する外乱状況間の原因で外乱が発生した場合
 - (3) 想定している外乱状況以外の外乱が発生した場合
- と考え、各状況下でシミュレーションを行い提案アルゴリズムの動きを確かめる。また、これらのシミュレーションによりフリーパラメータであった出力分布の偏差値 (式 (6) の δ) と状態遷移確率 A が外乱状況判断にどのような影響を及ぼすのかを明らかにする。

それぞれの特徴を確かめるべく、まずは簡単な外乱状況を想定してシミュレーションを行った。図1のノミナル粘性項 B_n に誤差がある場合を外乱状況として考え、粘性値の誤差が $-4, 4, 9$ の3つの値のうちどれかを持つことを想定外乱状況とする。そして、図1の各パラメータに $J=1, B=1$ を入れ B_n の値を変えながらシミュレーションを行った。

4.1 入力信号に対するへのロバスト性 状態遷移行列を

$$A = \begin{pmatrix} 0.7 & 0.15 & 0.15 \\ 0.15 & 0.7 & 0.15 \\ 0.15 & 0.15 & 0.7 \end{pmatrix} \dots\dots\dots (10)$$

と、偏差を $\rho = 1$ とした時の外乱状況判断のシミュレーションを行った。前述したように B_n の誤差 ΔB_n が $-4, 4, 9$ のいずれかの値をもつことを起こりうる外乱状況として想定し、 $\Delta B_n = -4$ の場合を外乱状況 1、 $\Delta B_n = 4$ を外乱状況 2、 $\Delta B_n = 9$ を外乱状況 3 とした。

実際の ΔB_n を 4 とし、図 1 に r として白色のスペクトルをもつ信号を入れてシミュレーションを行った結果を図 7 に示した。

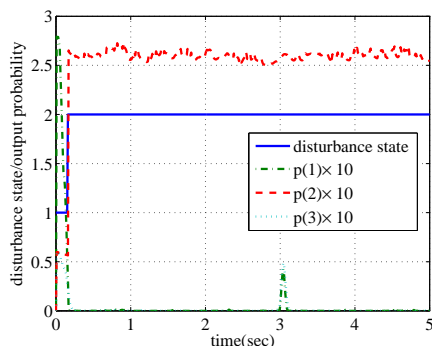


図 7 外乱状況判定結果 ($\Delta B = 4$, 白色 r の場合)
Fig. 7. Simulation result ($\Delta B = 4$, white r)

初期外乱状況を 1 としているので、最初は外乱状況 1 の判断をしている（実践）が 0.2 秒付近で外乱状況 2 と判断してその後はずっと正しい判断をしている。p(1) から p(3) は外乱状況の判断をくだすために利用した 3 つの外乱状況の確率で、式 (8) で定義された値である。r に白色信号を利用しているだけに、常に一定の正しい確率を見せている。

図 8 には r に 0.5rad/sec の正弦波を入れた時のシミュレーション結果を示す。図 7 に比べて r の信号が豊かでないだけに正しい状況判断までに時間がかかるが、その後は有効な判断結果を持ち続けている。PE 性を持たない入力信号に対しても正しい状況判断ができてることがわかる。

途中にプラント特性が変わるシミュレーションを行った。 ΔB の値を最初は 9 としているがシミュレーション開始後 2.5 秒たった後に 4 になるような可変プラントを設定しシミュレーションを行った結果を図 9 に示した。

上段は白色の r を利用したときの結果で、下段は 0.5rad/sec の正弦波を利用したときの結果である。同じく正弦波 r の場合には判断に時間はかかるが両方とも正しい判断をしていることがわかる。

4.2 想定していない外乱状況に対する判断 前節では実際のパラメータ誤差が外乱状況アルゴリズムの中に想定している値を持っている場合のシミュレーションであったが、ここでは実際のパラメータ誤差が想定していない値

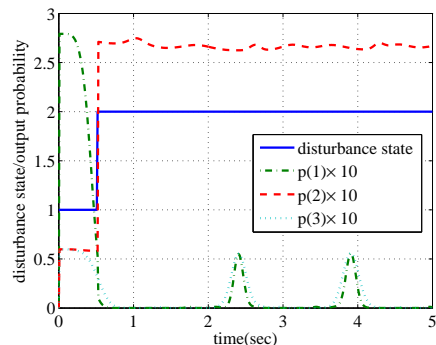


図 8 外乱状況判定結果 ($\Delta B = 4$, 周波数 0.5rad/sec の正弦波 r の場合)

Fig. 8. Simulation result ($\Delta B = 4$, sinusoidal r with frequency of 0.5rad/sec)

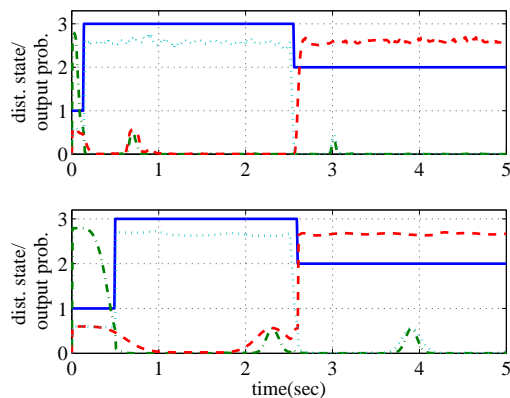


図 9 外乱状況判定結果 ($\Delta B = 9 \rightarrow 4$)

Fig. 9. Simulation result ($\Delta B = 9 \rightarrow 4$)

をもつ時のシミュレーションを行う。

想定している二つのパラメータ誤差を 4 と 9 の間の値を実際のパラメータ誤差として設定して ($\Delta B = 5, 6, 7, 8$) シミュレーションを行い、図 10 にその結果を示した。

最上段は白色の r を入れたシミュレーション結果である。実際の外乱状況が想定外乱状況 2 と 3 の間の外乱状況であることから、判断は 2 ($\Delta B = 4$) と 3 ($\Delta B = 9$) の間で変化している。 $\Delta B = 5$ の時が $\Delta B = 6$ に比べて状況 2 と判断する時間が長く、 ΔB が 7, 8 と変化していくにつれて状況 3 と判断する時間が長くなっていることがこの結果からわかる。

中段は r に周波数 0.5rad/sec の正弦波を入れた時の判断結果である。白色に比べて情報が少なくなった分だけ細かく外乱状況に反応する判断になっていない。 $\Delta B = 5, 6$ の場合には状況 2 と $\Delta B = 7, 8$ の場合には状況 3 と判断していることから、判断の感度は落ちているが大まかに正しい判断をしていることがわかる。

さらに、この判断の感度は式 (6) の偏差値 ρ を変えることで調節することができる。図 10 の最下段は上段と同じ白

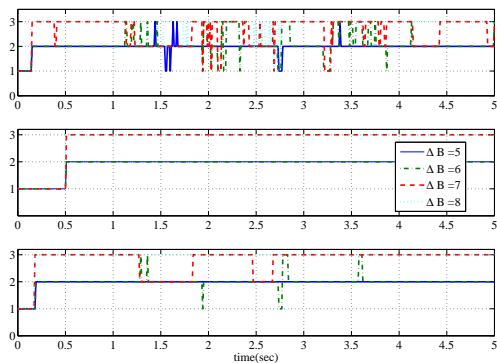


図 10 外乱状況判定結果 ($\Delta B = 5 \sim 8$)
Fig. 10. Simulation result ($\Delta B = 5 \sim 8$)

色 r 入力を入れているが、アルゴリズムの ρ を 1 から 2 に変えた時の結果である。上段より感度が減って判断結果の変化が少なくなることがわかる。

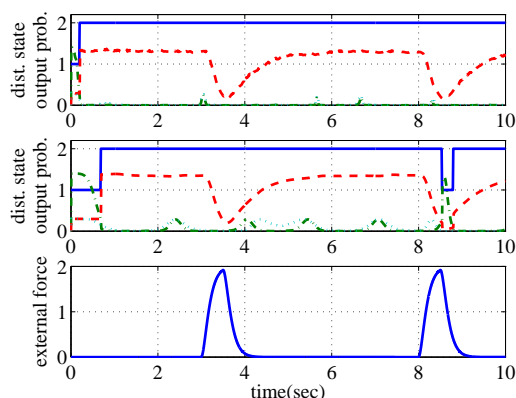


図 11 外乱状況判定結果 (想定できない外力がある場合)
Fig. 11. Simulation result (with external force)

図 11 はモデル化誤差以外に図の最下段のような外力をさらに加えた時の判断結果を示している。上段は白色 r 、中段は正弦波 r の入力に対する判断結果である (凡例は図 7 から 9 までを参照されたい)。外乱状況に対する尤度 ($p(i)$) は減るが正しい判断をもつ続けていることがわかる。

この想定していない外力に対するロバスト性も同じく出力確率関数 (式 (6)) の偏差 ρ によって決まる。さらに、状態遷移確率 A のプラントのパラメータ変動特性を調整し、状況の変わりやすさを抑えることで外力に対する判断感度を小さくすることができる。

5. 結論

本稿では隠れマルコフモデルを利用して外乱状況を判別するアルゴリズムを提案した。式 (9) がその判断を下す式であるが、ここに測定データ \hat{d} の正規分布の特徴を入れることである程度感度を持った確率的な判断ができるように

した。

シミュレーションを通して提案アルゴリズムが

- (1) 入力信号の周波数成分によらない状況判断ができる (いわゆる PE 性を問わない)。
 - (2) 想定していない外乱状況に関してはより近い外乱状況を示す。
 - (3) 出力確率分布の分散値を設定することで判別の感度を変えられる。
 - (4) 状態遷移確率の設定で想定していない外力にロバストな判別が可能になる。
- の特徴があることを確かめた。

参考文献

- (1) K. Ohnishi, N. Matsui, Y. Hori, “Estimation, Identification, and Sensorless Control in Motion Control System”, *Proc. of the IEEE*, pp. 1253-1265, vol. 82, no. 8, 1994.
- (2) Z. L. Liu and J. Svoboda “A New Control Scheme for Nonlinear Systems With Disturbances”, *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, pp.176-181, vol. 14, no. 1, 2006.
- (3) Y. Okamura, Y. Chun, Y. Hori “Inertia Moment Identification in the Average Speed-type Instantaneous Speed Observer”, *Electrical Engineering in Japan*, pp.120-129, vol. 115, no. 7, 1995.
- (4) T. Umeno, “Tire Pressure Estimation Using Wheel Speed Sensors”, *R&D Review of Toyota Central R&D Labs*, pp.45-52, vol.32, no.4, 1997.
梅野孝治, 「車輪速センサを用いたタイヤ空気圧推定法の開発」, 豊田中央研究所 R&D レビュー, pp.45-52, vol.32, no.4, 1997.
- (5) N. Bando, Y. Hori, “Experimental Demonstration of Disturbance Suppression Control with Novel Nonlinear Disturbance Predictor based on Reconstructed Attractor”, *Proce. of the 4th Power Electronics and Motion Control Conference*, pp.1432- 1435, vol.3, 2004.
- (6) S. Oh, Y. Hori, “Generalized Discussion on Design of Force-sensor-less Power Assist Control”, *Proce. of the 4th Power Electronics and Motion Control Conference*, (to be presented), 2008.
- (7) T. Murakami, R. Nakamura, F. Yu, K. Ohnishi, “Force Sensorless Impedance Control by Disturbance Observer” *Proc. of Power Conversion Conference*, pp.352-357, 1993.
- (8) K. Natori, K. Ohnishi, “A Design Method of Communication Disturbance Observer for Time Delay Compensation”, *Proc. of IEEE IECON*, pp730 - 735, 2006.
- (9) M. Hiratsuka and H. H. Asada, “Detection of Human Mistakes and Misperception for Human Perceptive Augmentation: Behavior Monitoring Using Hybrid Hidden Markov Models”, *Proc of the IEEE ICRA*, pp. 577-582, 2000.
- (10) L. Rabiner, *Fundamentals of Speech Recognition*, Prentice Hall, 1993.