

差分累積値に基づく農業環境データの可視化分析法

岩崎 清斗¹ 伏見 卓恭² 大久保 誠也³ 斉藤 和巳^{4,3}

概要: 本研究の目的は、熟練農業者の活動が環境に与える影響の分析および可視化である。特に本研究では、環境情報の時系列データがどのように変化するかに注目する。そこで、差分累積値に基づく農業環境データの可視化分析法を提案する。提案手法は、差分の累計値によるモデルに基づいており、周期的なデータに対しても、値が全体的に高い傾向にあるのか低い傾向にあるのかを明らかにすることが可能である。また、中長期的な環境データから、大きな変化が発生した点を検出できる。評価実験では、まず静岡県内の4つのバラ農家に、データ収集用小型デバイスを設置し、各種環境データを収集した。そして、飽差データに対して提案手法を適用することにより、変化点の抽出を行った。実験結果から、提案手法は環境変化の特徴的な時点を抽出可能なことが明らかとなった。

キーワード: 時系列データ分析, 差分累積値法, 変化点検出, 農業環境データ

Visual Analysis Method of Agricultural Environment Data based on Cumulative Difference Values

KIYOTO IWASAKI¹ FUSHIMI TAKAYASU² IKEDA TETSUO³ SAITO KAZUMI^{4,3}

Abstract: As a step to develop a method for automatically acquiring expert knowledge that can contribute to productivity in agriculture, we propose a new visualization method for analyzing long-term changes agricultural environment information. More specifically, in our proposed method, after transforming original periodic environment data into cumulative difference values (CDVs), we visualize them together with some annotations of change points obtained by our change-point detection method. In our experiments, we focused on humidity deficit (HD) as important agricultural environment, which can be computed from some environment variables such as a temperature, and collected them from vinyl greenhouses owned by four rose farmers by setting our original IoT devices. In our experiments, we show that our proposed method can produce some naturally interpretable visualization results.

Keywords: periodic environment data, agricultural environment, visualization

1. はじめに

近年、IoT (Internet of Things) 技術が急速に発展している。それにともない、農業・医療・教育などの専門知識

と熟練が不可欠な分野においても、専門家や熟練者がどのような状況でどのような活動をしているかに関する情報を、比較的容易に入手可能となってきている。一方、特に農業分野では担い手の高齢化による労働力不足が深刻化しており、作業の合理化や技術の継承が課題となっている。

農業において、環境は非常に重要な要素である。熟練農家は、様々な手段を用いて環境を制御することにより、より多くの収穫や高い品質の作物を得ている。しかし、熟練農家の持つ技術が、生産性や環境にどのような影響をどのような形で与えているのかは、明らかになっていない部分が多い。加えて、環境の影響は1日のみでは完結せず、収

¹ 静岡県工業技術研究所 機械電子科
Industrial Research Institute of Shizuoka Prefecture
² 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部
School of Computer Science, Tokyo University of Technology
³ 静岡県立大学 経営情報学部
School of Management and Information, University of Shizuoka
⁴ 神奈川大学 理学部
Faculty of Science, Kanagawa University

穫までのある程度の期間に及ぶ。また、環境変化は年・月・日単位で周期的なものである。したがって、農業環境データの分析においては、解析対象がどのような位置づけの日であるのか等を明らかにする必要がある。

本研究の目的は、熟練農家に特有な環境の解析である。特に、農産物の生産性向上に向けて、環境情報オンライン可視化システムのプロトタイプ構築を目指す。本稿では、この目的に向けた基本ステップとして、差分累積値に基づく農業環境データの可視化分析法を提案する。そして、評価実験により、提案手法の有効性を検証する。具体的には、静岡県内にある4件のバラ農家から収集した環境データに提案手法を適用し、その妥当性を評価する。

本稿は以下に示す構成である。第2節で提案手法に関連する既存研究について整理する。第3節で提案手法の定義と計算アルゴリズムについて解説する。第4節で実データを用いた評価実験およびその結果について議論する。最後に本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本研究では、時系列データの新たな可視化分析法を提案するとともに、提案手法を農業環境データに適用する。本節では、時系列データ解析と変化点検出手法、ならびに農業データ解析の関連研究について述べる。

本研究では、農業環境データの変化を検出するため、データ生成の背後に内在する基本メカニズムの変化検出をレジーム切替 (regime switching) 問題 (e.g., [2], [4]) として定式化し、その変化点検出のために技術 [4] を利用する。この問題設定は、従来から使用されてきた、定常モデルと比較して統計的に有意な短期的外れ値を求める異常検出 (anomaly detection) や、確率分布の混合モデルとして定常モデルを設定する統計的機械学習の枠組み [1] とは、一線を画すものである。従来の異常検出に使用される統計的手法は、与えられたデータに対して統計モデル (インスタンスの大多数は正常であるという仮定) を適合させ、統計的検定によって未知のインスタンスがこのモデルに属するか否かを決定する。このような手法では、適用された統計的検定に基づき、学習モデルから生成される確率が低いインスタンスは異常とされる。一方、本研究では、モデルやメカニズムの変化を検出するため、データ背後に内在する規則性や知識の抽出と親和性が高い。特に、時間で変化するモデルパラメータをレジームスイッチングとして扱うため、従来の典型的異常検出技術とは方向性が異なっている。

本研究は、Kleinberg [3] や Swan と Allan [5] と同様に、時系列データからの構造抽出を回顧的 (retrospective) な枠組みにより実現する。例えば、Kleinberg の研究では、文書ストリーム内のトピックの出現をバーストとして表現した後、その入れ子構造を推定し、ある期間におけるトピックのアクティビティを要約することで、バースト分析を容

易にしている。一方、Swan と Allan の研究は、仮説検定に基づいた時間経過による特徴出現モデルを使用することにより、比較的短期間で出現するコーパス内の主要トピックに対応する情報をクラスターとして生成する。本研究も同様に、過去に起こった現象を理解するという回顧的枠組みを採用する。しかし、レジームスイッチングに基づく変化を仮定し、中長期的な変化の検出も試みるという点で、従来の研究とはモチベーションが異なっている。

各種農業データを取得し、そこから環境制御技術について評価する研究も進められている [11]。例えば、熟練農家と初心農家の1日分の環境データを時系列順にプロットして比較することや、特定の代表日を定めて環境変化の差について考察すること、環境変化の波形に理由付けをしてモデル化を行うことなどが行われている。これらの研究においても、望ましい環境のモデル化等が行われているが、特定の代表日を扱っており、農作期間全体を扱っていない。一方、山岸ら [6], [7], [8], [9] は、多様な時系列データをレジーム切替問題として分析している。例えば文献 [8] では、晴れ、曇り、雨など名義変数で記述される時系列データを、多項分布でモデル化し、その顕著なモデル変化点を検出することにより、効果的に可視化している。これに対し、本論文では新たに累積差分値の考え方を採用する。具体的には、植物の生育に大きな影響を及ぼす飽差などの数値変数で記述される時系列データを対象に、その平均値からの差分の累計値をモデル化し、その顕著なモデル変化点を検出することにより、効果的な可視化を行う。

3. 提案手法

3.1 提案手法概要

提案手法は、周期性を有する時系列データが与えられた際、各時点が全体的な変化のうち、どのような位置づけであるかを明らかにする。また、変化点検出により、どのタイミングで傾向が大きく変わっているかを示す。例えば、温度データなどは夜は低く日中は高い傾向がある。このようなデータが1ヶ月分与えられた際、データ中のある期間がどのような変化傾向にあるかや、ある日がどのような変化の中の一部であるか等を明らかにする。

提案手法の特徴は、周期性を有する時系列データの変化傾向を顕著に表現するために、オリジナル時系列データの累積差分値を求めて分析すること、および、累積差分値の時系列データに対し変化点検出法 [4] を適用し、変化傾向にアノテーションを付与する点にある、

3.2 累積差分値によるアノテーション付き可視化法

気温、飽差などの第 d 日目の時刻 h における観測値を $u_{d,h}$ とすれば、このような周期性を有する農業環境時系列データ U は $U = \{u_{d,h} \mid d = 1, \dots, D, h = 1, \dots, H\}$ と表せる。ここで、 D は観測日数、 H は1日当たりの観測回

数である。また、観測間隔は常に一定であるとする。

気温などの環境データは、昼間の値は高く、夜間では低いなどの周期性を有しており、各時刻において異なる平均値を持つ。そこで、各観測時刻に対し、各時刻における平均からの差分値 $v_{d,h}$ を次式で求める。

$$v_{d,h} = u_{d,h} - \frac{1}{D} \sum_{d'=1}^D u_{d',h}$$

この時系列データ $\mathcal{V} = \{v_{d,h} \mid d = 1, \dots, D, h = 1, \dots, H\}$ を対象とした分析を、DV (difference value) 分析と呼ぶ。

しかしながら、日々の観測データの変動は比較的大きく、DV 分析では一般に限界がある。そこで、より顕著にデータの変化傾向を表現するために、上述した差分値の累積値 $w_{d,h}$ を次式で求める。

$$w_{d,h} = \sum_{d'=1}^{d-1} \sum_{h'=1}^H v_{d',h'} + \sum_{h'=1}^h v_{d,h'}$$

この時系列データ $\mathcal{W} = \{w_{d,h} \mid d = 1, \dots, D, h = 1, \dots, H\}$ を対象とした分析を、CDV (cumulative difference value) 分析と呼ぶ。

$w_{d,h}$ に対し時刻順にサフィックスを付与することにより、時系列データ $\mathcal{X} = \{x_t \mid t = 1, \dots, T\}$ を構成する。明らかに、 $\mathcal{X} = \mathcal{W}$ であり、かつ、 $T = D \times H$ となる。また、平均からの差分の累計値を求めているので、その最終値は $x_T = w_{D,H} = 0$ となる。CDV 分析では、時系列データ \mathcal{X} を時刻に対してプロットしたときの、グラフの傾きが重要となる。すなわち、増加傾向ならば平均より高い状態が続き、逆に、減少傾向ならば平均より低い状態が続き、比較的平坦ならば平均的な状態が続いていることが分析できる。

3.3 変化点検出法

顕著なデータの変化傾向を表現するため、時系列データ \mathcal{X} に対して変化点検出法を適用することにより、変化点数 K の近似階段関数 \mathcal{Z} をアノテーションとして求める。そして、時系列データ \mathcal{X} と階段関数アノテーション \mathcal{Z} を同時にプロットすることにより、増加傾向・減少傾向・比較的平坦なパートの識別をサポートする。

以下に、処理手順を示す。

入力：オリジナル時系列データ U ，変化点数 K 。

(1) 時系列データ U から DV 分析時系列データ \mathcal{V} ，CDV 分析時系列データ \mathcal{W} と \mathcal{X} を求める。

(2) 時系列データ \mathcal{X} から階段関数アノテーション \mathcal{Z} を変化点検出法で求める。

出力：時系列データ \mathcal{X} と階段関数 \mathcal{Z} を同時にプロットした可視化結果。

一般に、累積差分値によるアノテーション付き可視化法においては、時系列データの概要を分析する場合は K の値は小さく設定し、詳細に分析する場合は大きな値に設定す

る。以下では、変化点数 K で求めた階段関数アノテーションを CPA(Change-Point Annotation) K と表記する。

ステップ2において、時系列データ \mathcal{X} から、増加や減少の顕著なパートを変化点として検出する具体的な方法は、以下ようになる。いま、時系列データ \mathcal{X} に変化点が存在しないとし、一つの値で近似するならば、その平均値により自乗誤差 E_0 は最小化され、次式で求められる。

$$\begin{aligned} E_0 &= \sum_{t=1}^T (x_t - \frac{1}{T} \sum_{s=1}^T x_s)^2 \\ &= \sum_{t=1}^T x_t^2 - \frac{1}{T} (\sum_{s=1}^T x_s)^2. \end{aligned}$$

次に、時刻 A が変化点であるとし、その前後をそれぞれ一つの値で近似するならば、前後それぞれの区間での平均値により自乗誤差 E_1 は最小化され、次式で求められる。

$$\begin{aligned} E_1 &= \sum_{t=1}^A (x_t - \frac{1}{A} \sum_{s=1}^A x_s)^2 \\ &\quad + \sum_{t=A+1}^T (x_t - \frac{1}{T-A} \sum_{s=A+1}^T x_s)^2 \\ &= \sum_{t=1}^T x_t^2 - \frac{1}{A} (\sum_{s=1}^A x_s)^2 - \frac{1}{T-A} (\sum_{s=A+1}^T x_s)^2 \end{aligned}$$

いま、時系列データ $\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_T\}$ を次式により $\mathcal{Y} = \{y_1, \dots, y_T\}$ へと変形する。

$$y_t = \sum_{s=1}^t x_s \quad t \in \{1, \dots, T\}.$$

このとき、自乗誤差 E_1 は次式で求められる。

$$E_1 = \sum_{t=1}^T x_t^2 - \frac{1}{A} y_A^2 - \frac{1}{T-A} (y_T - y_A)^2$$

以下では、このような誤差関数を一般化する。変化点の個数は K 個であり、それぞれの変化点は古い順に $F(1)$ から $F(K)$ であるとする。また便宜上 $F(0) = 0$ かつ $F(K+1) = T$ と設定し、 $(K+2)$ 個の要素からなる集合 $\mathcal{F} = \{F(0), \dots, F(K+1)\}$ を考える。すると、自乗誤差 $E_K(\mathcal{F})$ は次式で求められる。

$$E_K(\mathcal{F}) = \sum_{t=1}^T x_t^2 - \sum_{k=1}^{K+1} \frac{1}{\Delta F(k)} (y_{F(k)} - y_{F(k-1)})^2.$$

ここで、 $\Delta F(k) = F(k) - F(k-1)$ である。我々の変化点検出問題は、 $E_K(\mathcal{F})$ を最小化する \mathcal{F} を求める問題として定式化される。その探索には、文献 [4] と同様に、逐次的に変化点を求める方法を採用する。具体的には、階段関数を定義する z_t を次式で求める。

$$z_t = \frac{1}{\Delta F(k)} (y_{F(k)} - y_{F(k-1)}).$$

これより、階段関数アノテーションを $\mathcal{Z} = \{z_t \mid t \in \mathcal{F}\}$ として得ることができる。

表 1 環境データ収集用デバイス詳細

センサ名	型番
本体	RaspberryPi3 ModelB
温度センサ	BME280
湿度センサ	BME280
照度センサ	TSL2561
カメラ	KP-CAM32



4. 評価実験

4.1 評価実験概要

評価実験により、提案手法の妥当性を評価する。具体的には、1) 農業環境データを収集するための小型デバイスを開発し、2) 静岡県内にある4件のバラ農家のビニールハウスに設置することで、環境データの収集を行い、3) 得られたデータに対して提案手法を適用し解析を行うことにより、提案手法の有効性を評価する。特に本稿では、各種データのうち、特に飽差を対象とした解析を行う。飽差とは、ある温度と湿度の空気に、あとどれだけ水蒸気の入る余地があるかを示す指標であり、農産物の成育に、ある一定範囲での飽差制御が重要であるとされている [10]。

4.2 データ収集法

環境データを収集するための小型デバイスを開発した。開発した小型デバイスは、RaspberryPi3と各種センサーからなり、既存の設備に影響を与えない設計となっている。小型デバイスの詳細を表1に示す。本デバイスは、おおよそ5分に1回の頻度で各種情報の収集を行う。

小型デバイスを設置したのは、静岡市内にある4つの農家における、バラのビニールハウスである。各農家のビニールハウスは、詳細は異なるが、環境を制御する手段を備えている。例えば、温度等を調整する暖房や、日射量等を調整するカーテン等がある。ビニールハウス内の環境は、これらの設備が自動もしくは手動で動作することにより、制御されている。ただし、実験期間中、農家A（ハウスA）のみは、出荷期間でなかったため、これらの設備はほとんど使用されていない。

4つの農家に共通したデータ収集期間は2018年3月26日16時10分から2018年5月8日9時55分までであり、本解析では2018年3月27日0時0分から2018年5月7日24時00分までのデータを使用した。ここで、各データは、おおよそ5分間隔であり、厳密に5分間隔では無い。また、電源投入時からデータが収集されるため、各農家のデータ収集時刻に差が存在する。そこで、2018年3月27日0時0分から5分間隔のデータを、補間することによって作成した。補間はPythonのPandasを用いた。補間方法はindexであり、時間に応じた按分を行っている。最終的なデータは、1日あたり288次元ベクトルで、それが42日分である。すなわち、 $D = 42$ かつ $H = 288$ である。

また、小型デバイスは飽差HDを直接測定するセンサーを備えていないため、以下の式により求めた。

$$HD = (100 - H) * \frac{217 * \frac{6.1078 * 10^{\frac{7.5 * T}{T + 237.3}}}{T + 273.15}}{100}$$

ここで、 H は湿度、 T は気温である。一般には、飽差の値は $3 \sim 6 \text{g/m}^3$ がよいとされている [10]。

4.3 可視化結果

オリジナル時系列データ U 、平均差分値時系列データ V 、累積差分値時系列データ W について、可視化を行った。

オリジナル時系列データならびにCPA2による変化点検出結果を、図1に示す。青い線が時系列データ、赤い線がデータの変化点を表している。時系列データは飽差の値そのものである。すべての農家において、測定期間終盤に変化点が検出されている。一方で、時系列データは激しく変動しており、一見しただけでは、変化点等の特徴を掴むことは難しい。つまり、CPA2による変化点は検出されているものの、どのような変化が起きているのかを直感的に理解できる可視化結果となっていない。

平均差分値(DV)時系列データならびにCPA2による変化点検出結果を、図2に示す。時系列データは平均差分値であるため、平均値よりも高いか低いかわを表わしている。したがって、0よりも高ければ飽差は高い値であることを意味し、0よりも低ければ飽差は低い値であることを意味する。このデータにおいても、すべての農家において、測定期間終盤に変化点が検出されている。また、ハウスAにおいては、30日目から41日目の期間に平均より高めの値が続いており、そのために“開始から29日目”、“31日目から41日目”、“42日目以降”の3つに分類する変化点検出結果となったことがわかる。

平均差分値時系列データの可視化結果は、どの期間に高い値を取っていたかや、どのような理由で変化点とされたかを把握しやすい。一方、時系列データの値は正負の値を振動しており、全体的に高い傾向にあるのか低い傾向にあるのかを把握するのは難しい。例えば、ハウスAの0~10日目までの期間は振動しており、増加傾向にあるのか減少傾向にあるのかを把握できる可視化結果となっていない。

累積差分値(CDV)時系列データならびにCPA2による変化点検出結果を、図3に示す。時系列データは累積差分値であるため、各値は0日目からの累積差分を表している。そして、時系列データのグラフの傾きが、平均よりも高い値なのか低い値なのかを表わしている。つまり、傾きが正に大きければ、平均値よりも高い値が連続している期間であり、傾きが負に大きければ、平均値よりも低い値が連続している期間である。また、変化点は、大きな傾きとなる期間の中心部分を表す。このデータにおいては、どのハウスにおいても、20日目前後と35日目前後に変化点が

検出された。実際に、飽差のグラフの傾きは20日目前後では負に、35日目前後では正に大きい。また、すべてのハウスでグラフの形状は類似しているが、ハウスBとCの変化量は比較的小さく、ハウスAとDの変化量は比較的大きい。このことから、ハウスBとCは、比較的安定した環境に制御されていることがわかる。

累積差分値時系列データの可視化結果は、飽差の具体的な値は把握しづらい。一方、長期的に見て飽差が高い値をとる傾向があるのか、低い値をとる傾向があるのかを把握しやすい。例えば、ハウスAの0~10日目までの期間は、飽差の値は振動しているが、全体としては平均よりも低い値をとっていることがわかる。変化点の検出においては、検出結果のみからは何らかの期間を示すことはできないが、変化点の前後の時系列データを併せて見ることで、重要な変化をしている期間を把握することができる。

累積差分値(CDV)時系列データならびにCPA8による変化点検出結果を、図4に示す。変化点を8つ検出するため、平均値より値が大きい期間と小さい期間の中心となる日を検出することができている。

5. 考察

図1と図2では、比較的似た時点が変化点として検出されているが、図3では異なる時点が検出されている。これは、前者では値そのものが評価されているのに対し、後者では値の変化が評価されているためであると考えられる。

また、図1と図2では、飽差の値が大きい期間や小さい期間が直接的に検出されている。それに対し、図3では、大きく飽差の値が変化する代表点検出されており、何かの期間は検出されていない。一方で、図1と図2から変化の度合いを読み取ることは難しいが、図3からは読み取ることができる。図3で大きく変化する時点を検出し、図2で変化を起こしている期間を推定する等、2つの分析を組み合わせることで、モデル化に必要な各種データを得ることができると考えられる。

図1と図2の時系列データのグラフから、農家間の類似性を把握することは難しい。一方、図3では、“ハウスAとD”・“ハウスBとC”の2つに分けることができる。比較的増減の小さい“ハウスBとC”は、飽差管理の点において何らかの環境制御が作用していることが考えられる。しかし、環境制御を行っていないハウスAは増減が大きく、それに類似するハウスDは飽差管理の点において改善の余地があると考えられる。

以上のことから、提案手法は従来にはない形によるデータ分析ができおり、熟練農家における環境データのモデル化に有用であると考えられる。

6. おわりに

本研究では、農業環境データを分析する手法を提案した。

提案手法は、データの累積差分をとることにより、データの変化を特徴付け、中長期的な変化の特徴を明らかにする。提案手法の有効性を示すため、小型デバイスにより静岡市内のビニールハウスのデータを収集し、得られたデータに提案手法を適用した。結果、提案手法の特徴や、各農家が環境を制御した影響等が明らかとなった。今後の課題として、小型デバイスの改良や、熟練農家の技術が環境に与える影響の評価などがあげられる。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費(C)(No.18K11441)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Chandola, V., Banerjee, A. and Kumar, V.: Anomaly Detection: A Survey, *ACM Comput. Surv.*, Vol. 41, No. 3, pp. 15:1-15:58 (online), DOI: 10.1145/1541880.1541882 (2009).
- [2] Kim, C.-J., Piger, J. and Startz, R.: Estimation of Markov regime-switching regression models with endogenous switching, *Journal of Econometrics*, Vol. 143, No. 2, pp. 263-273 (2008).
- [3] Kleinberg, J.: Bursty and Hierarchical Structure in Streams, *Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '02, New York, NY, USA, ACM, pp. 91-101 (online), DOI: 10.1145/775047.775061 (2002).
- [4] Saito, K., Ohara, K., Kimura, M. and Motoda, H.: Change point detection for burst analysis from an observed information diffusion sequence of tweets, *J. Intell. Inf. Syst.*, Vol. 44, No. 2, pp. 243-269 (online), DOI: 10.1007/s10844-013-0283-2 (2015).
- [5] Swan, R. and Allan, J.: Automatic Generation of Overview Timelines, *Proceedings of the 23rd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '00, New York, NY, USA, ACM, pp. 49-56 (online), DOI: 10.1145/345508.345546 (2000).
- [6] Yamagishi, Y., Okubo, S., Saito, K., Ohara, K., Kimura, M. and Motoda, H.: A Method to Divide Stream Data of Scores over Review Sites, *PRICAI 2014: Trends in Artificial Intelligence - 13th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, Gold Coast, QLD, Australia, December 1-5, 2014. Proceedings*, pp. 913-919 (online), DOI: 10.1007/978-3-319-13560-1_78 (2014).
- [7] Yamagishi, Y. and Saito, K.: Visualizing Switching Regimes Based on Multinomial Distribution in Buzz Marketing Sites, *Foundations of Intelligent Systems - 23rd International Symposium, ISMIS 2017, Warsaw, Poland, June 26-29, 2017, Proceedings*, pp. 385-395 (online), DOI: 10.1007/978-3-319-60438-1_38 (2017).
- [8] 山岸祐己, 岩崎清斗, 斉藤和巳: 多群出現順位統計量に基づく時系列データの変換, *情報処理学会論文誌数理モデル化と応用 (TOM)*, Vol. 11, No. 1, pp. 45-52 (2018).
- [9] 山岸祐己, 斉藤和巳: レビューサイトにおける多項分布に基づくレジームスイッチング検出手法と可視化への応用, *情報処理学会論文誌データベース (TOD)*, Vol. 10, No. 3, pp. 58-67 (2017).
- [10] 農文協(編): 野菜 vol.7: もっと知りたい環境制御技術-日中CO2濃度, 飽差, 葉面積を管理する, 農山漁村文化協会(2014).
- [11] 農文協(編): 野菜 vol.8 特集:ここまで見えた環境制御技術, 農山漁村文化協会(2015).

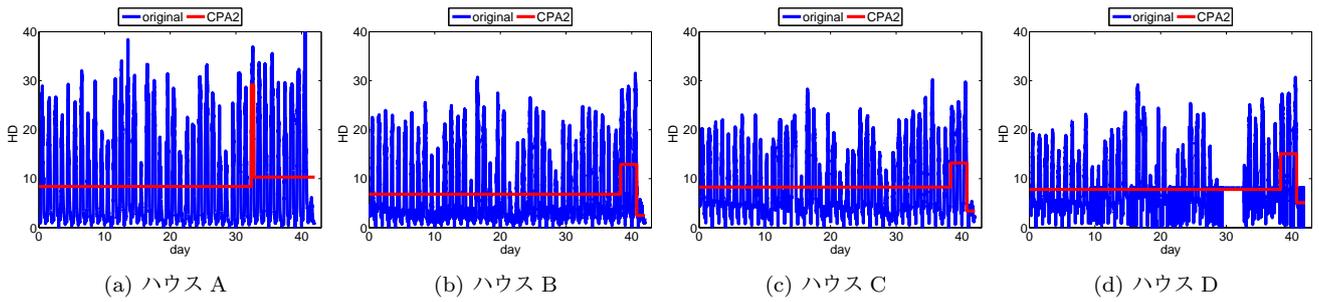


図 1 飽差 (HD) のオリジナル時系列に対する CPA2 の適用

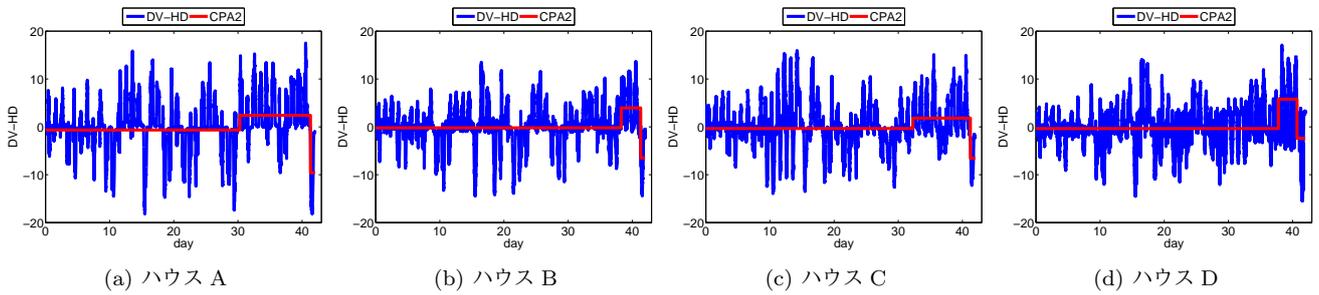


図 2 飽差 (HD) の平均差分値 (DV) 時系列に対する CPA2 の適用

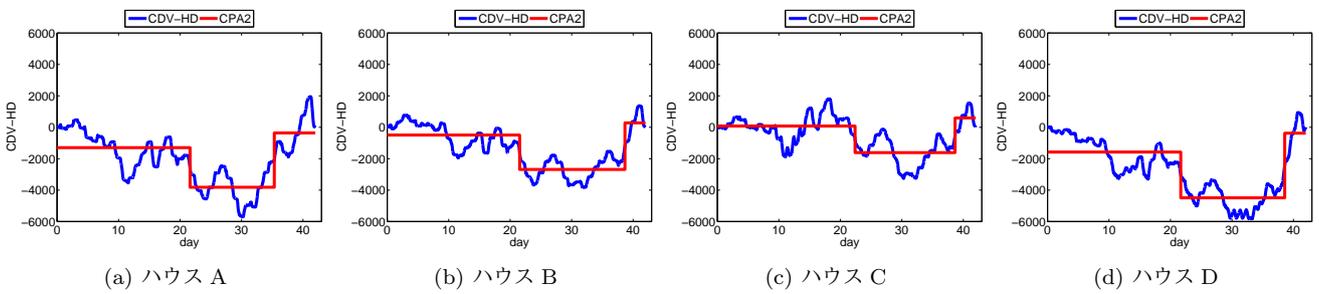


図 3 飽差 (HD) の累積差分値 (CDV) 時系列に対する CPA2 の適用

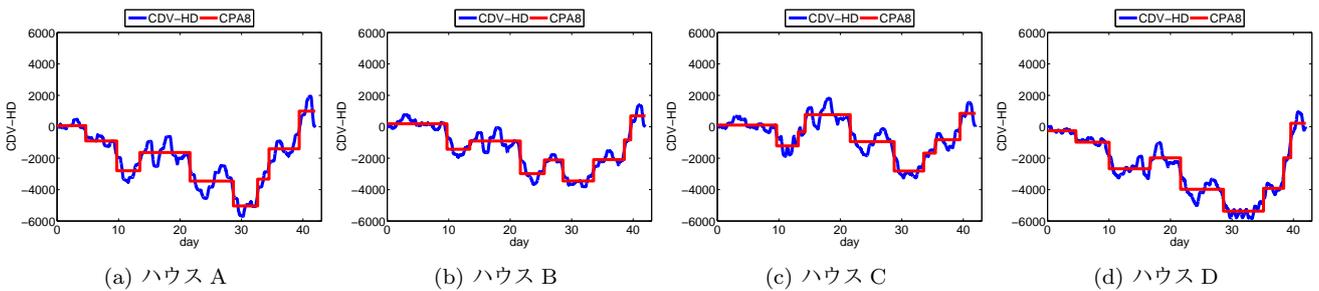


図 4 飽差 (HD) の累積差分値 (CDV) 時系列に対する CPA8 の適用