

令和 4 年 6 月 13 日現在

機関番号：32689

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2019～2021

課題番号：19K04113

研究課題名（和文）ディープラーニングを用いたプロセス産業のオペレータ支援機能に関する研究

研究課題名（英文）Research on Operator Support Functions for Process Industries Using Deep Learning Technology

研究代表者

藤村 茂 (Fujimura, Shigeru)

早稲田大学・理工学術院（情報生産システム研究科・センター）・教授

研究者番号：00367179

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：本研究課題では、プロセス制御監視システムによって蓄積された時々刻々変化する時系列データを利用しディープラーニング技術を応用した実プロセスで利用可能なオペレータ支援機能を実現した。具体的には、実際の化学プロセスの複数のセンサデータを予測する新しいディープラーニングモデルを提案した。化学プロセスの制御のために監視しているセンサデータ間の複雑な関連を学習するモデルであり、関連するセンサデータ間の様々な時間長の影響関係を利用し、ある一つのセンサデータの正常値予測を実施するモデルである。

研究成果の学術的意義や社会的意義

正常時の複数の時系列データを入力情報とし、時系列データの将来の挙動を予測するモデルを開発し、熟練オペレータに対するボカミス防止、新オペレータに対するプロセス知識における気づきを与えるオペレータ支援機能を実現した。膨大な正常時のプロセス時系列データを利用してディープラーニングによってモデルを構築する方法を提案し自動的にシステムを構築するカスタマイズレスなシステム構築手法を実現した。

研究成果の概要（英文）：In this research, we realized an operator support function that can be used in actual processes by applying deep learning technology to time-series data accumulated by a process control monitoring system. Specifically, we proposed a new deep learning model that predicts multiple sensor data of an actual chemical process. The model learns complex relationships among the sensor data being monitored for chemical process control. The model utilizes various time-length influence relationships between related sensor data to implement normal value prediction for a single sensor data.

The developed model has realized an operator support function that prevents errors by experienced operators and provides awareness of process knowledge to new operators. We proposed a method to construct a model using deep learning based on a huge amount of normal process time-series data, and realized a customization-less system construction method that automatically constructs the system.

研究分野：生産管理、システム工学

キーワード：異常診断 時系列予測 プロセス監視 深層学習 機械学習

1. 研究開始当初の背景

第4次産業革命の実現やIoT (Internet of Things) の導入を日本のプロセス産業で成功させるため、プロセス制御監視システムによって蓄積された時々刻々変化する時系列データを利用してディープラーニング技術を応用した実プロセスで利用可能なオペレータ支援機能を実現する。本研究課題のアプローチは、正常時の複数の時系列データを入力情報とし、1時系列データの将来の挙動を予測する点が他の手法と異なっている。現場力を重んじる日本のプロセス産業において、熟練オペレータに対するポカミス防止、新オペレータに対するプロセス知識において気づきを与える予測表示機能によるオペレータ支援機能を実現する。システム構築の観点からは、膨大な正常時のプロセス時系列データを利用してディープラーニングによってモデルを構築する方法を提案し、自動的にシステムを構築するカスタマイズレスなシステム構築手法を実現する。

本研究課題は、実プロセスでの利用を最終目標としたシステム構築を実施し、プロセス産業におけるシステム化の促進、現場力の強化、重大事故の削減およびオペレータ育成に寄与することを目指す。

本研究開始当初、研究課題の基本システムをすでに提案(文献[1][2][3])しており、2つの装置産業の工場から実データを入手して基本動作の確認を実施していた。これらのデータを利用した基本動作の検証は小規模かつ短期間のデータを利用したものであり、より広範囲の実データを利用した実運転での検証が必要であり本研究を開始した。

2. 研究の目的

本研究課題では、プロセス産業における過去の時系列データから熟練および新オペレータのオペレーションを支援するディープラーニングを用いた実プロセスで利用可能なオペレータ支援機能を実現するカスタマイズレスなシステム構築手法を提案することを目的としている。

従来のプロセスのモデリングは、対象プロセスの動特性を解析し近似モデルを構築するホワイトボックスモデリングと、モデルを仮定しモデルのパラメータを同定するブラックボックスモデリングに分類される。プロセス産業ではより高度なモデルが要求され、これらのモデリングによって生成されたモデルをオペレータ支援に利用しようとした場合、多大なコストが必要となる。また、個々のプロセスに対応して様々な部分のプロセス値の上下限値制約などを組み合わせたルール記述による異常予知システム等も多く実現されているがこのようなシステム実現のためにも多大なコストが発生する。

これに対して、本研究課題における提案は、従来のプロセスモデリングや異常予知システムとは異なり、過去の正常オペレーションの時系列データからディープラーニングを利用してオペレータ支援機能を実現するため、プロセスの物理モデルの解析からモデルを実現したり、運転員のオペレーション解析からの運転員の操作ノウハウを抽出したりする作業は不要となり、システム化のコストを著しく低減することを可能にする。

3. 研究の方法

(1) ディープラーニングを利用した時系列データの予測手法の確立

本研究課題の特徴は、複数の時系列データを利用して1時系列データの将来の挙動を予測する仕組みを実現してプロセスオペレータの支援機能として利用することである。まず、時系列データを予測するために、どの複数の時系列データを利用するかを自動抽出し利用する仕組みを実現する。そして、ディープラーニングで利用するモデルの仕組みや入力列長を入力時系列データ間の無駄時間等の関連を考慮して自動的に決定する仕組みを実現する。この予測手法を確立することにより、予測したい時系列データを指定することで予測モデルを過去のプロセスデータから自動的に構築する仕組みが実現できる。

(2) 実問題への適用による問題点の抽出とチューニング

ディープラーニング固有の問題点(過学習、スケーリング等の問題点)、プロセス産業の時系列データ固有の問題点(非定常・定常運転時のデータのバイアス、トレンドの扱い等)を抽出し(1)で確立したモデルのチューニングを実施し、以下のようなオペレータ支援機能について実プロセスを対象にして評価を実施する。

F1: 事前に将来の(予測)状況に応じた処置を促すために、将来の予測値をオペレータに示す。熟練オペレータに対してはポカミス防止、新オペレータに対してはオペレーションの意味について気づきを与えプロセスの本質を自ら習得させる。

F2: オペレータが予測する挙動をシステムが予測し、現状の挙動と比較表示することによりポカミスを防止する。

F3: 測定値タグの挙動を参照し設定値タグの挙動を予測するモデルとして利用し、プロセスの状況に応じて設定値を予測し、それを示すことで新オペレータを支援する。

(3) 実プロセスでの利用評価

実システムとして利用し評価を実施するために、プロセス制御監視システムとの結合を実装し、実オペレーションでの利用による評価を実施する。

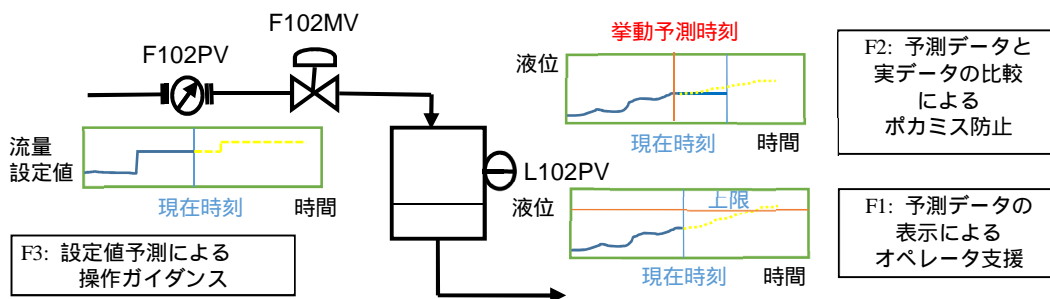


図1 オペレータ支援機能

4. 研究成果

(1) 化学プロセスなどの装置産業における複数のセンサデータを予測する新しい深層学習モデル MLDNet (Mixed Length of time Dependencies Network) を提案した[4]。化学プロセスの制御のためには多くのセンサデータが利用されており、センサデータ間に複雑な関連が存在する。また、センサデータはノイズが多く、センサ間の遅延も存在し、予測結果に大きな影響を与える。本提案では、まず、ウェーブレット変換を適用してノイズを除去し、相関係数を用いてセンサ間の遅延を除去し、最終的に相関係数を用いて適切なセンサデータを選択してデータセットを形成した。そして、センサデータの正常値予測問題を解決するために MLDNet を提案した。このモデルでは、Mixed Length Dilatation Blocks を利用し、関連するセンサデータ間の依存関係の長さが混在する場合に対応できるようにした。本提案モデルの評価のためには、実際の化学プラントのデータを利用した。約 400 個のセンサデータから関連がある 20 個のデータを抽出して利用し、60%の時系列データをトレーニング用として、40%の時系列データを評価用として利用した。評価では、参照する過去の時系列データ数を 3、5、10、15 個に設定し、先行研究である GRU (Gated Recurrent Unit)、LSTNet と比較を行った。時系列データ数 3、5、10、15 個に対して大きな結果の差異はなく、GRU に対して RSE (Root relative Squared Error) が平均 61.8%低減され、LSTNet に対して 46.6%低減され、優れた結果を導出していることを確認した。

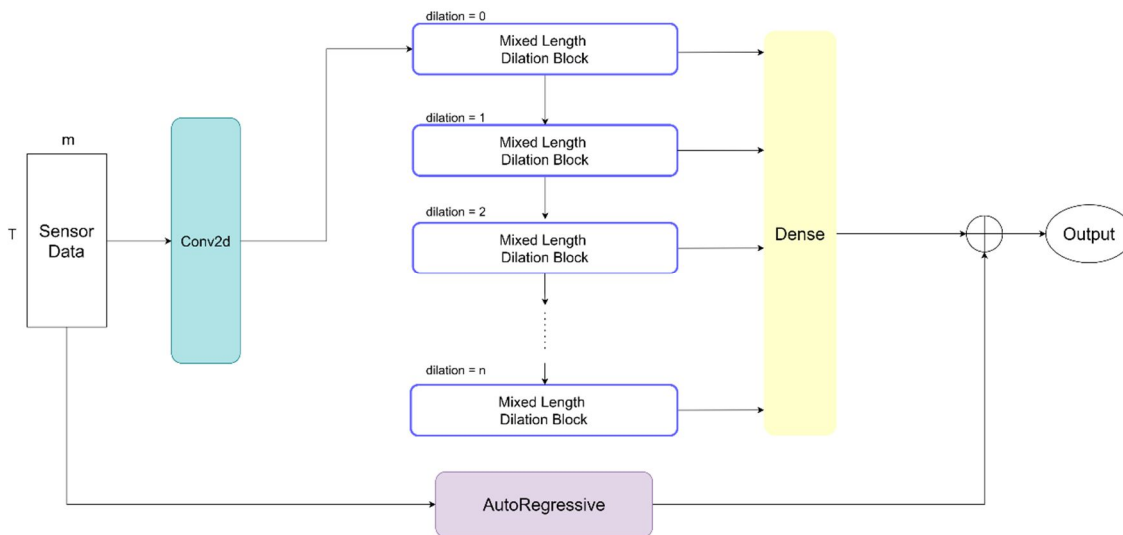


図2 MLDNet

(2)多様な複数の時系列データに対する多変量時系列予測を行う新しい深層学習モデル MDTNet (Mixed Dependence Time-series Network) を提案した[5]。MDTNet は、メインフローと AR ハイウェイという2つのフローで構成されている。メインフローは、長期的および短期的な依存関係の組み合わせパターンを捉えるためのもので、3つの主要なコンポーネントから構成した。Stacked Dilated Convolution Component では、複数の拡張畳み込みフィルタが適用され異なる時間長のすべての多変量依存性を並行して捉えている。Dependency Combination Component では、畳み込みフィルタを使用して異なる依存関係にある複雑な組み合わせを分解している。そして、Recurrent Component は、再帰的な層を適用してすべての時間ステップに沿って異なる組み合わせの変化を捉えている。評価では、4つの異なるベンチマークデータセットに対して9つのベースライン手法と比較し包括的な分析を実施し、データセットの特徴に依存せず平均して優れた結果を得ていることを確認した。

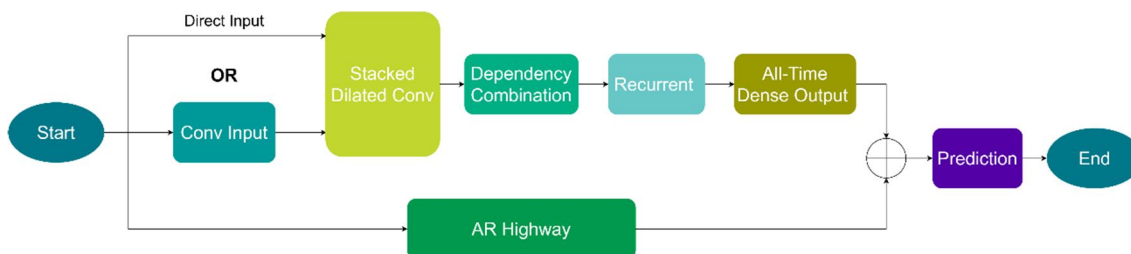


図3 MDTNet

< 引用文献 >

- [1] [Shigeru Fujimura](#), Wen Song: "Abnormal State Prediction based on Deep Learning using Multiple Time Series Production Process Data", International Work-Conference on Time Series Analysis (ITISE 2017), Granada, Spain, 査読有 (2017)
- [2] 宋文, [藤村茂](#): "ディープラーニングを利用した複数の時系列データによる異常予知システム", 平成29年度電気学会電子・情報・システム部門大会, TC23-2, 査読無 (2017)
- [3] Wen Song, [Shigeru Fujimura](#): "Abnormal Data Analysis in Process Industries using Deep-Learning Method", 2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM 2017), Singapore, 査読有 (2017)
- [4] Wen Song, [Shigeru Fujimura](#), "Sensor Data Prediction in Process Industry by Capturing Mixed Length of Time Dependencies", 2021 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM 2021), 査読有 (2021)
- [5] Wen Song, [Shigeru Fujimura](#), "Capturing combination patterns of long- and short-term dependencies in multivariate time series forecasting", Neurocomputing, Volume 464, Elsevier, pp. 72-82, 13 Nov. 2021, 査読有 (2021)

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 2件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Wen Song, Shigeru Fujimura	4. 巻 464
2. 論文標題 Capturing combination patterns of long- and short-term dependencies in multivariate time series forecasting	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Neurocomputing	6. 最初と最後の頁 72-82
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1016/j.neucom.2021.08.100	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Wen Song, Widyaning Chandramitasari, Wei Weng, Shigeru Fujimura	4. 巻 140
2. 論文標題 Short-Term Electricity Consumption Forecasting Based on the Attentive Encoder-Decoder Model	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems	6. 最初と最後の頁 846-855
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1541/ieejieiss.140.846	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Wen Song, Shigeru Fujimura
2. 発表標題 Sensor Data Prediction in Process Industry by Capturing Mixed Length of Time Dependencies
3. 学会等名 2021 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM) (国際学会)
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------