

## 光学レンズ研磨機における条件設定支援 Conditioning support for optical lens polishing machine

竹本 和輝<sup>†</sup> 山下 智泰<sup>†</sup> 松林 幹大<sup>†</sup> 前田 俊二<sup>†</sup> 坪井 裕明<sup>‡</sup> 池田 竜二<sup>‡</sup>  
Kazuki Takemoto, Tomoyasu Yamashita, Kanta Matsubayashi, Shunji Maeda, Hiroaki Tsuboi, Ryuji Ikeda

### 1. はじめに

製造業では、研磨や溶接は自動化が難しく、熟練技能者の技に依存する。現在、少子高齢化による後継者不足、若者の製造業離れが問題として挙げられ、熟練技能者に蓄積されたノウハウの継承が課題となっている[1]。本研究は、オスカー式研磨機に取り付けた各種センサから得られるデータを対象に、光学レンズの面精度に影響を与える研磨条件を分析するものである。

### 2. 技術課題

研磨はレンズ生産において仕上げを担っている最も重要な工程である。図 1 にオスカー式研磨機を示す。回転する下軸に下皿を取り付け、鋳鉄を用いて下皿にレンズを張り付けている。下皿に従属回転する上軸に上皿を取り付けて、カムにより円弧状に上皿を揺動させてレンズを研磨する。研磨条件を表 1 に示す。研磨機には各部にセンサが取り付けられており、研磨条件を数値化している。本報告では、円弧運動の回転数、下軸回転数、荷重は固定とし、上皿を支える支柱のカンザシ位置(長さ、高さ)、揺動幅、研磨剤温度、室内温度を研磨条件とする。本研磨機では、目標の曲率を持った原器と研磨中のレンズの間隙によって生じるニュートンリング(干渉縞)の本数(N 本数)をもとに仕上り状況を把握し、さらにレーザ干渉計(Zygo 社製)により PV 値(Peak to Valley: レンズ表面形状のうねり)を計測することにより、研磨条件を逐次模索しながら研磨を進めている。

図 2 に研磨の進行に応じたニュートンリングの変化の様子を示す。右に行くにつれ研磨が進んでいる。最初は原器とレンズの中央に間隙があり、研磨が進むにつれ間隙が小さくなっており、研磨しすぎたため、レンズの外周部分に間隙が生じている。最終的には間隙が均一となっている。これは熟練者による研磨の例であり、若い技術者では間隙が均一にならない場合が多い。

図 1 オスカー式研磨機外観

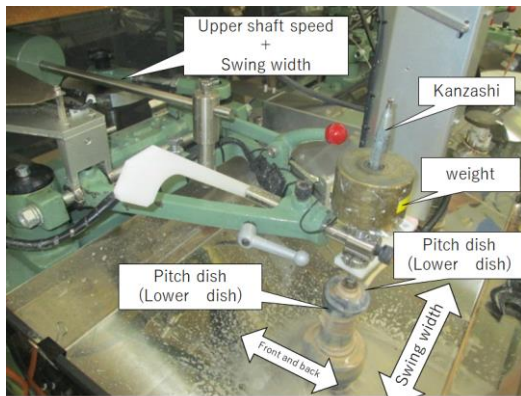


図 3 にレーザ干渉計で取得した PV 値のデータの例を示す。縦軸は PV 値、横軸は時刻を示している。研磨が進むにつれ、PV 値がいったん大きくなり、その後小さくなって、目標の 100nm に入っている。PV 値が大きくなったのは、N 本数が少なくなるような研磨条件を選んでいたためであり、目標形状に近づいてからは N 本数のみならず、PV 値も小さくなる研磨条件が設定されている。このような研磨条件を設定することは熟練者でないと困難である。

本報告では、研磨機に取り付けられた各センサのデータ(研磨条件)と PV 値を LiNGAM(Linear Non-Gaussian Acyclic Model:線形非ガウスモデル)[2][3][4]に入力し、PV 値に影響を与える研磨条件を明らかにする。その結果をもとに LSTM(Long Short-Term Memory)[5]にて PV 値の予測を行い設定しようとしている研磨条件の良し悪しを判断できるようにする。

表 1 研磨条件

Lens polishing element conditions	
Swing width[mm]	
Kanzashi position (front and back)[mm]	
Kanzashi position height[mm]	
Upper shaft speed[rpm]	
Lower shaft speed[rpm]	
weight[g]	

図 2 研磨の進行によるニュートンリングの変化

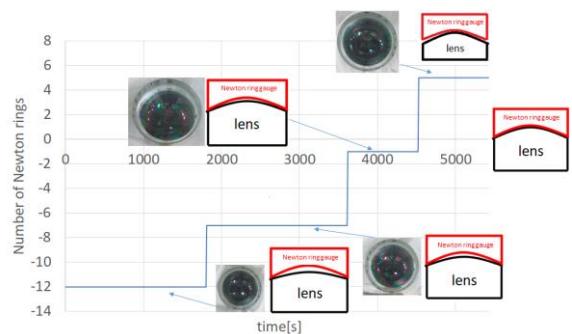
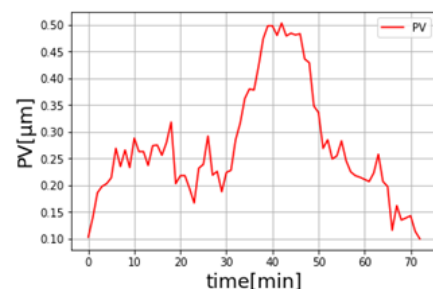


図 3 PV 値の例



<sup>†</sup> 広島工業大学 Hiroshima Institute of Technology

<sup>‡</sup> 昭和オプトロニクス株式会社 Showa Optronics Co. Ltd

3. 提案手法 : ICP によるレンズ姿勢補正

上述した手法適用の前に、レンズ姿勢の補正について説明する。図 4 にレーザ干渉計で取得したレンズ姿勢を示す。計測のたびにレンズの姿勢が変わっており、これを補正するため、Iterative Closest Point(ICP)を適用する。図 5 に ICP の手順を示す。二つの形状データに対し、最近傍点の計算、これを用いた位置合せによるデータ形状の変換を収束するまで繰り返すものである。位置合せには最小二乗誤差規範を用いる[6]。図 6 に ICP 補正の結果例を示す。

ICP を施した後に、図 7 に示す提案手法を適用する。以下、提案手法の詳細を述べる。

4. 提案手法 : LiNGAM による研磨条件種の絞込みと LSTM による研磨条件値の妥当性判断

提案手法を図 7 に示す。同図(a)に示すように、揺動幅、カンザシ位置、PV 値などを LiNGAM への入力とし、PV 値に影響を与える研磨条件を明らかにする。次に同図(b)に示すように、LiNGAM で明らかにした研磨条件、レンズの形状データ、カンザシの軌道を LSTM に入力することで PV 値の予測を行う。図 8 にカンザシの軌道を示す。左の画像が 1 周期、右の画像が複数周期(下軸の回転に伴う)の軌道の階調を反転させたものを示している。ここでのカンザシの軌道は、レンズを研磨する上皿の動きを表したものである。研磨の進み具合に応じて、例えば 1 分毎に PV 値の予測を行う。

ここでは、時系列データであるセンサデータを数理モデルである VAR(Vector Auto Regressive)により表現する。そして、時間差を考慮した因果関係の導出手法と提案されている LiNGAM を VAR モデルに適用する。以下、VAR モデルと LiNGAM の概略を説明する。

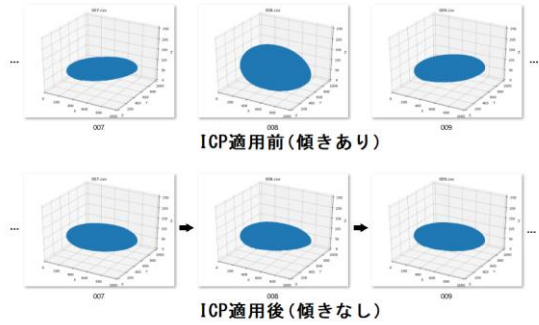
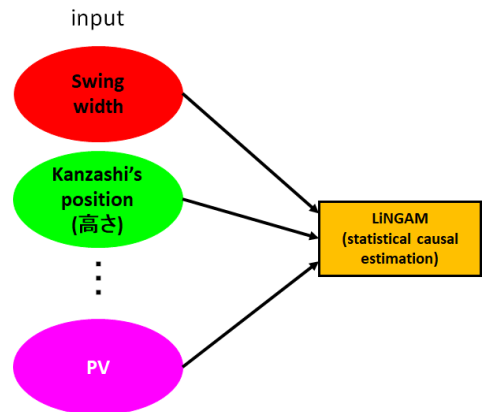


図 6 姿勢補正の様子



(a) LiNGAM による分析

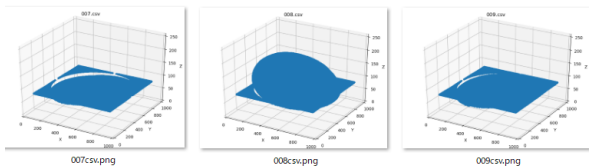


図 4 レーザ干渉計で取得したレンズ形状 (データ取得毎にレンズの姿勢が異なる)

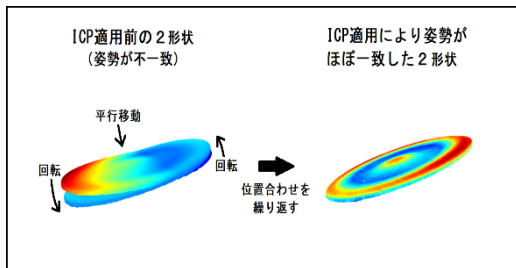
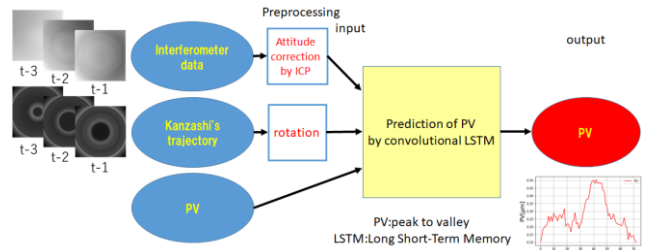


図 5 Iterative Closest Point を用いたレンズ姿勢の補正



(b) LSTM による PV 値予測  
図 7 提案手法

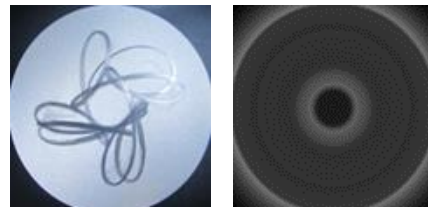


図 8 カンザシの軌道 (左: 1 周期 右: 複数周期)

### 4.1 VAR モデル

VAR モデルでは、時系列センサデータ  $x_t$  を、定数と自身の  $p$  期前の過去の値に回帰する。次数  $p$  の VAR( $p$ )モデルは次式により表現できる。

$$x_t = c + \Phi_1 x_{t-1} + \dots + \Phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim W.N.(\Sigma) \dots (1)$$

例えば、次数  $p=1$  の 2 変量の VAR モデルは、式(2)で表される。

$$\begin{cases} x_{t,1} = \phi_{11}x_{t-1,1} + \phi_{12}x_{t-1,2} + c_1 + \varepsilon_{t,1} \\ x_{t,2} = \phi_{21}x_{t-1,1} + \phi_{22}x_{t-1,2} + c_2 + \varepsilon_{t,2} \end{cases} \dots (2)$$

時系列データ  $x_{t,(1)}$  と  $x_{t,(2)}$  とは、互いに影響を与え合う構造となっている。センサデータの個数を  $n$  とすると、VAR( $p$ )モデルは  $n$  個の回帰式からなる。

### 4.2 LiNGAM

LiNGAM では、連続な観測変数  $x_{t,i}$  の線形関係は下式により表現される。

$$x_{t,i} = \sum B_{t-k,ij} x_{t-k,j} + e_i \dots (3)$$

回帰係数  $B_{t-k,ij}$  の係数項  $b_{t-k}$  は、観測変数  $x_{t-k,j}$  に与える影響の強さを示す。また、回帰係数  $B_{t-k,ij}$  は、行成分を変数が生成される順序に並べると、下三角行列となる。その順序を求めるために ICA (Independent Component Analysis : 独立成分分析)[7]、下三角行列を求めるためにコレスキー分解[8]を用いる。その結果を用いた行列演算によって回帰係数  $B_{t-k,ij}$  が求められる。

図 9 に回帰係数  $B_{t-k,ij}$  の推定モデルのフローチャートを示す。式(4)の誤差項  $\varepsilon_t$  の分散共分散行列  $\Sigma$  は次式にて表される。

$$\Sigma = \text{Var}(\varepsilon_t) = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \dots (4)$$

ここで  $\rho$  は  $\varepsilon_{t,1}$  と  $\varepsilon_{t,2}$  の相関係数  $\text{Corr}(\varepsilon_{t,1}, \varepsilon_{t,2})$  である。

$\Sigma$  に ICA を行い、その結果に基づき、変数を原因と結果の順になるように並び換える。この操作を ICA( $\Sigma$ ) とし、並び換え後の行列を分散共分散行列  $\Sigma_{ICA}$  とする。

$$\Sigma_{ICA} = \text{ICA}(\Sigma) \dots (5)$$

$\Sigma_{ICA}$  に対し、コレスキー分解し、下三角行列  $P$  を生成する。

$$PP^{-1} = \text{chol}(\Sigma_{ICA}) \dots (6)$$

ここで下三角行列  $P$  は、以下のように表される。

$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & 0 \\ P_{21} & P_{22} \end{pmatrix} \dots (7)$$

下三角行列  $P$  と  $P$  の対角成分を抽出した対角行列  $D$  より復元行列  $W$  が生成される。

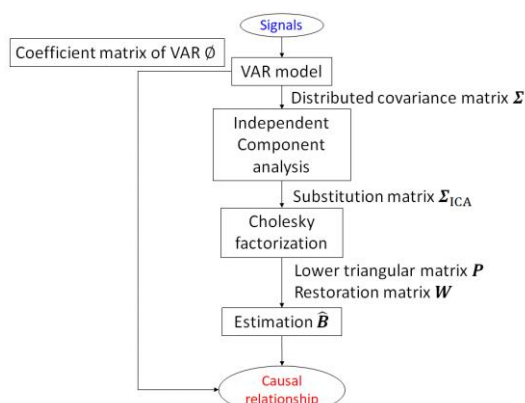


図 9 LiNGAM のフローチャート

$$D = \begin{pmatrix} P_{11} & 0 \\ 0 & P_{22} \end{pmatrix} (\text{diag}(D) = \text{diag}(P)) \dots (8)$$

$$W = DP^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -P_{21} & 1 \end{pmatrix} \dots (9)$$

算出した復元行列  $W$  と単位行列  $I$  より、以下の式に従って、基準回帰係数  $B_0$  が生成される。

$$B_0 = (I - W) = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ P_{21} & 0 \end{pmatrix} \dots (10)$$

基準回帰係数  $B_0$  と VAR 係数  $\Phi$  を用いて回帰係数  $\hat{B}$  が算出される。

$$\hat{B} = (I - B_0)\Phi \dots (11)$$

この回帰係数  $B_{t-k,ij}$  の推定値  $\hat{B}$  が過去の各時刻データから現在のデータへの影響の強さを表す。 $\hat{B}$  の値を評価することにより因果関係を明らかにできる。ここでは、PV 値に影響を与える研磨条件を明らかにする。

### 4.3 LSTM

LSTM は RNN(Recurrent Neural Network) の一種であり、その中間層を LSTM ブロックに置き換えた構造である。内部状態を記憶するメモリセルと 3 つのゲートで構成されている。3 つのゲートは、メモリセルの値が次時刻でどれだけ保持されるかを調節する忘却ゲート、メモリセルに加算される値を調節する入力ゲート、メモリセルの値が次の層にどれだけ影響を及ぼすかを調節する出力ゲートである。これらを駆使して、過去のデータを長期的に短期と長期の記憶を両立した内部情報の保持を実現している[9]ため、LSTM は時系列データに対して有効な予測モデルである。

## 5. 実験条件・結果

### 5.1 実験条件

表 2 に LiNGAM の実験条件を示す。Lag を 10 に設定し、10 分前から対象時刻まで 1 分毎の影響を確認した。その結果から影響のある研磨条件の種類を選択し、その条件種を用いて、実際の条件値を対象に LSTM を用いて PV 値の予測を行った。

図 10 に実験で用いた LSTM の層構成を示す。同図において、左側はカンザシの軌道を画像化した  $128 \times 128$  画素の画像が 1 分毎に連続する 2 枚が入力されている。右側では同様に、実測の PV 値が 1 分毎に連続する 2 個が入力されている。それぞれ 3 層ずつの LSTM によって、左側は  $128 \times 128$  画素、右側は 8 次元とし、これら 2 つを結合して最終的に 1 次元にして PV 値の予測値としている。

図 11 に研磨条件値データの波形を示す。横軸は 60 秒毎の 74 個のデータを表している。研磨条件に、指標である PV 値(桃色)を含めて、6 種類のデータを表している。

表 2 LiNGAM の適用条件

	Item	Value
LiNGAM	Sampling interval	60 s
	VAR order	5
	Lag	10

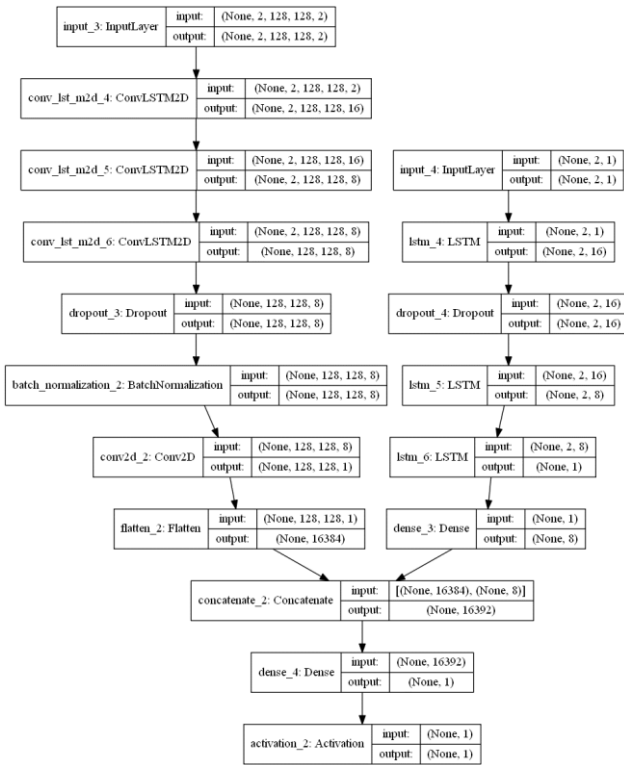


図 10 LSTM の層構成

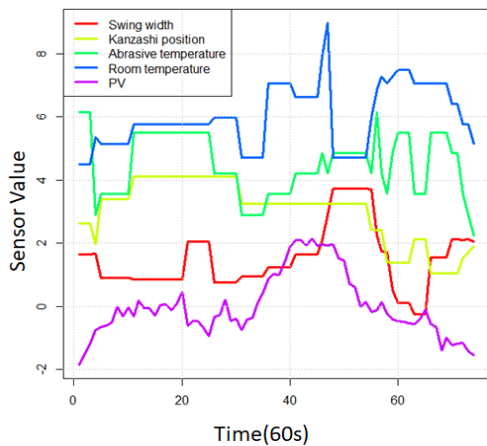


図 11 研磨条件値データの波形

5.2 実験結果

図 12 に評価結果を示す。この結果から、カンザシ位置(高さ)からの影響が見られた。しかし、PV に拘わらずカンザシ位置(高さ)はほぼ一定である。このことから、上述した評価結果の 0.12 という値はノイズと見なしてよいと考える。これに対し、揺動幅は明らかに PV の減少に影響を及ぼしていることが分かった。

上記結果をもとに、因果関係がある揺動幅をもとにその軌道を求めて LSTM に入力し、PV 値を予測した。図 13 に予測結果を示したものである。実測の PV 値が単調減少し

ている期間を示したものとなる。赤色が実測値、青色が予測値となっている。研磨途中の①、②、③における表面形状を併せて示した。①ではまだうねりが大きく、②で小さくなっており、③では目標値に達している。予測値は実測値によく追従していることがわかる。表 3 に予測誤差を示す。SD(標準偏差)が 31.5nm を得た。

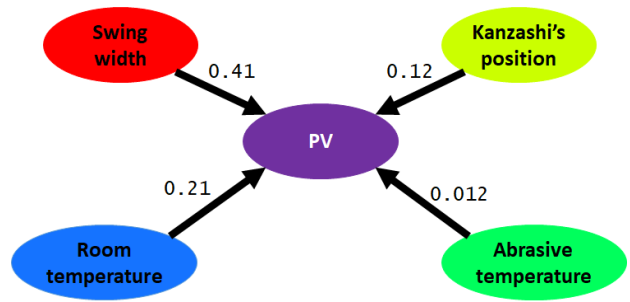
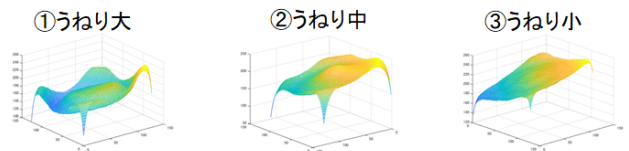


図 12 因果関係分析



実測データの表面形状

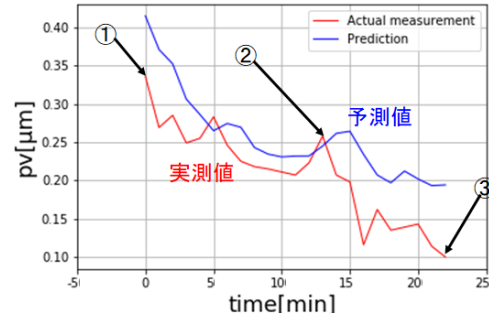


図 13 PV 値の予測の様子

表 3 予測結果の誤差

評価	誤差 (nm)
平均絶対誤差 $MAE = \sum_{t=1}^N  y_t - \hat{y}_t  / N$	49.3
標準偏差 $SD = \sqrt{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2 / N}$	31.5
$y_t =$ 実測値 $\hat{y}_t =$ 予測値 $N =$ データ数	

## 6. おわりに

光学レンズ研磨装置において、光学レンズの面精度の指標の一つである PV 値に影響を与える研磨条件を分析するために、因果分析を用いて重要な研磨条件の種類を抽出した。その条件種を用い、実際の条件値を対象に PV 値予測を行った。実機の研磨データを対象に、研磨条件の良否判断を行うことができた。

今後は PV 値に加え、研磨条件とニュートンリングの因果関係についても分析を行う。

### 参考文献

- [1] 日経ものづくり, 日経 BP 社(2018.6)
- [2] Alessio Moneta, et al. : Causal Inference by Independent Component Analysis, Theory and Applications, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol.75, Issue 5, pp.705–730(2013.10)
- [3] Wolfgang Wiedermann, et al. : Statistics and Causality : Methods for Applied Empirical Research, Wiley, pp.152-183(2016.5)
- [4] 清水昌平 : 統計的因果探索, 講談社(2017.5)
- [5] Xingjian Shi et al, Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting, NIPS(2015)
- [6] 増田 健 : “ICP アルゴリズム” 研究報告 コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) , Vol. 2009-CVIM-168, No. 23, pp.1-8, 2009.
- [7] A. Hyvärinen, J. Karhunen and E. Oja : Independent Component Analysis John Wiley & Sons. (2001)
- [8] 木村 英紀 : 線形代数—数理科学の基礎, 東京大学出版会 (2003.12)
- [9] 山下 隆義 : イラストで学ぶディープラーニング, 講談社 (2018.11)
- [10] 松林 幹大ほか, オスカー式研磨機における光学レンズ形状に及ぼす研磨条件の良否判断, IS 3–04, 第 26 回画像センシングシンポジウム(SSII2020), (2020.6.12)