

外周数値認識と幾何補正に基づく アナログ圧力ゲージの自動計測

Automatic Measurement of Analog Pressure Gauges Based on Peripheral Digit Recognition and Geometric Correction

○軍司健太*, 鈴木裕太*, 小島匠太郎*, 大野和則*

○Kenta Gunji*, Yuta Suzuki*, Shotaro Kojima*,
Kazunori Ohno*

*東北大学

*Tohoku University

キーワード : 画像計測 (image-based measurement), アナログ圧力ゲージ (analog pressure gauge), 超解像 (super-resolution), 光学文字認識 (optical character recognition), 幾何補正 (geometric correction)

連絡先 : 〒 980-0845 仙台市青葉区荒巻字青葉 468-1 レアメタル総合棟 101 大野研究室
軍司健太, Tel.: 022-752-2165, E-mail: gunji.kenta@tr.is.tohoku.ac.jp

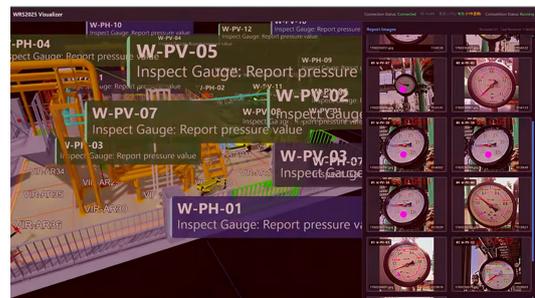
1. 緒言

ロボットによるアナログ圧力ゲージの自動読み取りは, 設備点検の自動化における重要な課題である. 工場やプラントでは現在も多くのアナログメータが使用されており, その確認作業は作業員による巡回点検に依存している. しかし, ゲージは広範囲かつ高所や危険区域に設置されることが多く, 既存設備をデジタル計器へ更新したり固定カメラを設置したりすることはコストや設置制約の面で現実的でない場合が多い.

このため, カメラや各種センサを搭載した移動ロボットによる遠隔点検技術の導入が検討されており, 設備点検における有効な手段として期待されている. 実際に, World Robot Summit 2025 (WRS2025) のプラント災害チャレンジで



a) 脚ロボットによるゲージ読み取りの実行



b) ゲージ読み取り結果の報告

Fig. 1 WRS2025 におけるゲージ読み取りのタスクの実行.

は、圧力計の指示値を画像から取得して報告する課題が設定されており (Fig.,1), ロボットによる設備観測においてゲージ読み取り技術が重要な視覚認識タスクであることが示されている¹⁾。

近年では、深層学習を用いたセグメンテーション、光学文字認識 (OCR)、超解像処理などを組み合わせることで、アナログメータの自動読み取り精度は向上している。しかし、多くの手法は特定の外観やスケールを前提としており、最大値や目盛幅の異なるゲージに対しては、再学習や個別調整が必要となる場合が多い。また、実環境ではゲージを正面から撮影できるとは限らず、撮影姿勢の傾きによって目盛が楕円状に観測されるため、正面画像を前提とした角度推定では誤差が生じやすい。さらに、既存研究の多くは公開データセットや合成データを用いた評価にとどまっており、実際にロボットに搭載されたカメラから取得される画像に対して安定して動作するかどうかは十分に検証されていない場合も多い。ロボットによる設備点検を想定した場合、移動中の撮影による画像のぼけや視点変化、照明条件の変動などが生じるため、実環境において実際に動作するかを確認することが重要である。

そこで本研究では、ゲージの外観分類に依存せず、「円周上に配置された数値付き目盛」と「中心から放射状に延びる針」という構造的特徴に基づいて指示値を推定する手法を提案する。提案手法では、OCRにより取得した外周数値ラベルの位置関係から目盛関数を再構成することで、最大目盛値や目盛幅が異なるゲージにも自動的に対応する。さらに、楕円フィッティングに基づく幾何補正により、斜め方向から撮影された画像に対しても安定した角度計測を可能にする。また、本研究では提案手法を実際の移動ロボットに搭載されたカメラで取得した画像に

適用し、実環境においてゲージ読み取りが実的に機能するかを検証する。

2. 関連研究

従来のコンピュータビジョン手法では、メータの幾何構造を利用して指示値を推定する方法が多く提案されている。Liらは数値ラベルの検出結果を利用することで目盛構造を推定する読み取りアルゴリズムを提案している²⁾。このように数値ラベルを利用することでメータの幾何構造を安定して推定できる利点がある一方で、数値認識結果をそのまま利用するため誤認識に対する整合性検証が十分に行われていない。

近年では深層学習を用いた読み取り手法が提案されており、メータ検出や針領域抽出を学習的に行うことで高い認識精度が報告されている。Sunらは深層学習を用いたポインタメータ読み取り手法を提案し、メータ検出と針領域抽出を組み合わせた指示値推定を行っている³⁾。また León-Alcázarらは合成データを用いたアナログゲージ読み取りモデルの学習手法を提案している⁴⁾。さらに Reitsmaらは実環境画像を対象とした学習ベースのアナログゲージ読み取り手法を報告している⁵⁾。これらの手法は複雑な外観条件にも対応できる一方で、学習データに含まれる外観や目盛構成に依存する可能性がある。

これに対し本研究では、ゲージ外観の分類に依存せず、OCRによって取得した外周数値ラベルの位置と数値の対応関係から目盛構造を再構成し、そこから指示値を推定する手法を提案する。提案手法では数値配置の整合性に基づいて数値ラベルの精査を行い、誤認識の影響を抑えながら読み取り関数を構成する。これにより、最大目盛値や目盛間隔を事前に与えることなく、異なる仕様のゲージに対しても適用可能な読み取りを実現する。さらに、本手法をロボットに搭載したカメラ画像へ適用し、福島ロボットテス

トフィールドの模擬プラント環境で取得した巡回観測データを用いて実機検証を行う。

3. 外周数値認識と幾何補正に基づく圧力計測手法

本手法は、RGB画像 I からアナログ圧力ゲージの指示値 v を推定する手法である。提案手法の特徴は、ゲージの種類や最大目盛値を事前に与えることなく、画像中に観測される外周数値ラベルの幾何構造から目盛関数を復元する点にある。

処理の流れを Fig. 2 に示す。まず、入力画像からセグメンテーションによりゲージ領域を抽出する。次に、抽出領域に対して超解像処理を適用し、数値ラベルを読み取りやすい高精細画像 I_r を生成する。その後、OCRによって外周数値とその位置を取得し、得られた数値群の配置に基づいて目盛円および目盛関数を推定する。さらに、必要に応じて幾何補正を行ったうえで針角を推定し、最終的な指示値 v を算出する。

3.1 目盛円推定と幾何補正

高精細画像 I_r に対してOCRを適用し、外周数値 u_i とその画像座標 $p_i = [x_i, y_i]^T$ を取得する。OCRは各認識結果に対して信頼度も出力するため、本手法では信頼度の高い数値点を優先して利用する。

得られた数値点の個数に応じて、目盛の幾何構造を次のように推定する。

数値点が3点以上5点未満の場合は、信頼度上位3点を用いて、それらを通る円

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|^2 = r^2$$

を求める。3点を通る円は一意に定まるため、これを目盛円の近似として用いる。

一方、数値点が5点以上得られた場合は、信頼度上位5点を用いて回転楕円

$$(\mathbf{x} - \mathbf{c})^T R(\alpha) \begin{bmatrix} \frac{1}{a^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{b^2} \end{bmatrix} R(\alpha)^T (\mathbf{x} - \mathbf{c}) = 1$$

を推定する。ここで、 \mathbf{c} は中心座標、 a, b は長軸および短軸、 $R(\alpha)$ は回転角 α に対応する回転行列である。

楕円が推定された場合には、楕円状に観測された目盛を円形に近い座標系へ正規化する幾何補正を行う。これにより、斜め方向から撮影された画像であっても、正面視に近い目盛構造を再構成できる。

補正後、各数値点に対して中心角

$$\theta_i = \text{atan2}(y_i - c_y, x_i - c_x)$$

を求める。この角度とOCRで得られた数値の対応を用いて、後段で目盛関数を推定する。

3.2 目盛り構造のルールに基づくゲージ目盛のロバスト推定

OCRによるゲージ数値の認識では、小数点の欠落、桁の誤認識、ゼロ目盛の未検出などが生じることがある。このような誤認識をそのまま用いると、目盛関数の推定に大きな誤差が生じる。

一方、圧力ゲージの数値目盛は円弧上に並んでおり、一般に数値は角度に対して単調かつほぼ線形に増加する。本研究ではこの構造に着目し、数値 u_i と角度 θ_i の間に線形関係が成り立つと仮定する。

ただし、一部のOCR結果は誤認識によりこの関係から外れる可能性があるため、本手法ではRANSACを用いて角度と数値の対応関係をロバストに推定する。すなわち、観測された数値点の中から整合的な組を選び、それに一致しない点を外れ値として除外する。

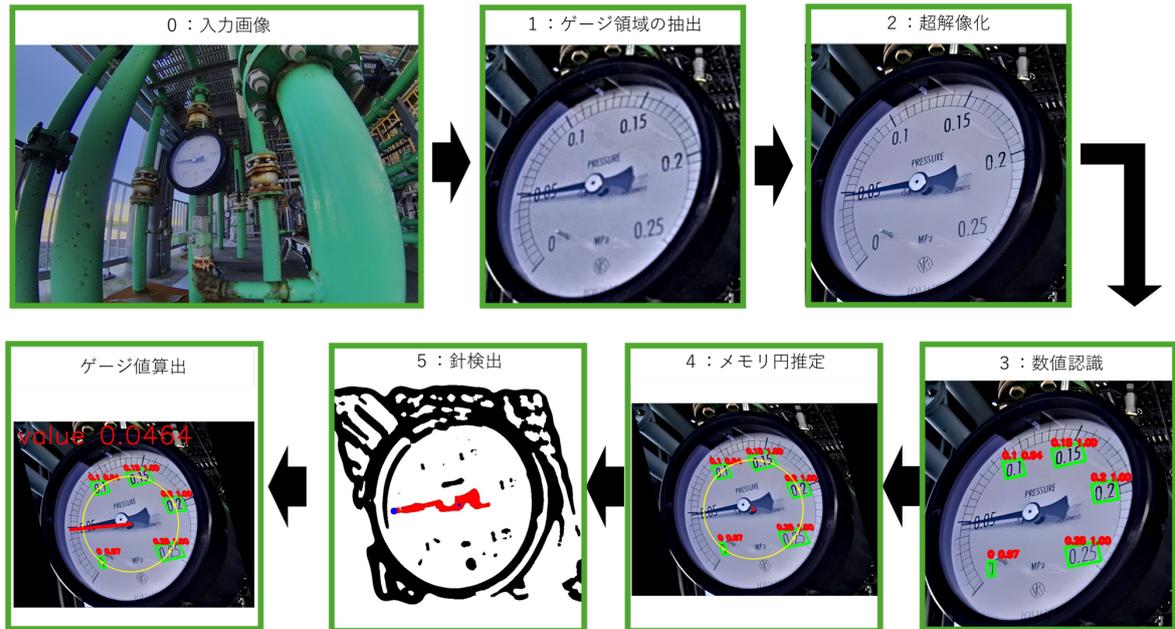


Fig. 2 提案手法によるアナログ圧力ゲージ読取りの処理フロー. 入力画像からゲージ領域を抽出し, 超解像, 数値認識, 目盛り円推定, 針検出を行い, 最終的にゲージ値を算出する.

このように, 個々の OCR 結果をそのまま信用するのではなく, ゲージ全体の構造的整合性を優先して目盛関数を推定することで, 一部の誤認識を含む場合でも安定した指示値推定を実現する.

3.3 針角推定と指示値算出

正規化後の画像を二値化し, ゲージ中心 c を通る細長い領域を針候補として抽出する. 候補領域 \mathcal{R} に対し,

$$\mathbf{n} = \arg \max_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \|\mathbf{q} - \mathbf{c}\|$$

により, 中心から最も遠い点を針先端とする.

針角 θ は

$$\theta = \text{atan2}(n_y - c_y, n_x - c_x)$$

により求める.

次に, RANSAC により推定した目盛関数に基づき, 針角 θ が隣接する2つの目盛点 (θ_k, u_k) , (θ_{k+1}, u_{k+1}) の間にあるとき, 線形補間により

指示値 v を

$$v = u_k + \frac{\theta - \theta_k}{\theta_{k+1} - \theta_k} (u_{k+1} - u_k)$$

として算出する.

以上により本手法は, ゲージの種類や最大目盛値を事前に与えることなく, 外周数値ラベルの配置構造と針角に基づいて圧力値を推定する.

4. 実験

4.1 実装構成

提案手法は Python により実装した. 画像処理および幾何計算には OpenCV を用いた.

ゲージ領域の抽出には深層学習に基づくセグメンテーションモデル⁸⁾を用いた. 外周数値の認識には OCR エンジンとして OpenOCR⁷⁾を用いた. また, 外周数値の視認性を向上させるため, 超解像モデル RealESRGAN⁶⁾を用いた画像高精細化を行った.

幾何推定および針検出などの処理は, OCR 結果およびセグメンテーション結果を入力として,

OpenCV を用いた画像処理と幾何計算により実装した。

4.2 実験方法

本研究では、福島ロボットテストフィールド (RTF) のプラント施設 1F に設置されたアナログ圧力ゲージを対象として実験を行った。同施設には、同一種類で計測レンジの異なる圧力ゲージが多数設置されており、本研究ではそのうち 8 箇所のゲージを観測対象とした。

画像取得には Unitree 社の四足歩行ロボット Go2 を用いた。ロボット前方に Tier IV 製カメラを搭載し、操縦により各ゲージの設置位置まで移動しながら撮影を行った。カメラの解像度は 2880×1860 [pixel]、フレームレートは 30 Hz である。

取得した動画から 1 秒間隔でフレームを抽出し、合計 2109 枚の静止画像を生成した。これらには、ゲージに接近する途中のフレームや、ゲージが小さく写るフレーム、視点条件が十分でないフレームも含まれる。

各画像の真値 (Ground Truth) は、取得した動画を人手で確認することで付与した。本研究では、画像中に物理的にゲージが存在するだけでなく、**指示値を読み取ることが可能なゲージが存在するか**を基準として「ゲージあり」を定義する。そのため、裏側から撮影された場合や、極端に小さく写って指示値の判読が困難な場合は、ゲージが写っていても陰性として扱う。

提案手法をデータセット中の全画像に適用する。圧力値が算出された場合をゲージ認識成功とし、針検出や目盛推定が成立せず圧力値を算出できない場合は出力なしとして扱う。

評価は以下の 2 項目について行う。

(1) ゲージ認識の成否ゲージが存在しない画像に対する誤検出、およびゲージが存在する画像に対して数値を出力できない未検出を評価する。

Table 1 ゲージ認識結果

項目	枚数
True Positive (TP)	478
True Negative (TN)	1259
False Positive (FP)	2
False Negative (FN)	370

(2) 指示値推定誤差ゲージが正しく認識された画像について、推定値 v_{est} と真値 v_{gt} の差

$$e = |v_{\text{est}} - v_{\text{gt}}| \quad (1)$$

を誤差とする。

さらに、圧力計のフルスケール値を v_{FS} とし、誤差をフルスケールに対する割合

$$e_{\text{FS}} = \frac{|v_{\text{est}} - v_{\text{gt}}|}{v_{\text{FS}}} \times 100 \quad (2)$$

として定義し、フルスケール誤差 (%FS) の分布により指示値推定精度を評価する。

4.3 実験結果

提案手法を全画像に適用し、ゲージ認識の成否および指示値推定誤差を評価した。

まず、ゲージ認識の成否を表 1 に示す。

False Positive は 2 枚のみであり、ゲージが存在しない画像に対する誤検出はほとんど発生しなかった。この結果より、Precision は 0.996 となり、提案手法は「読み取り可能なゲージが存在しない画像」に対して誤って値を出力することがほとんどないことが分かる。

一方、False Negative は 370 枚であり、Recall は 0.564 であった。これは主に、ロボットの移動中に撮影された画像ではゲージが小さく写る場合や、OCR による数値認識が不安定になる場合、あるいは針検出に失敗する場合があるためである。

次に、ゲージ認識に成功した画像 (TP = 478 枚) について、指示値推定誤差を評価した。図 3

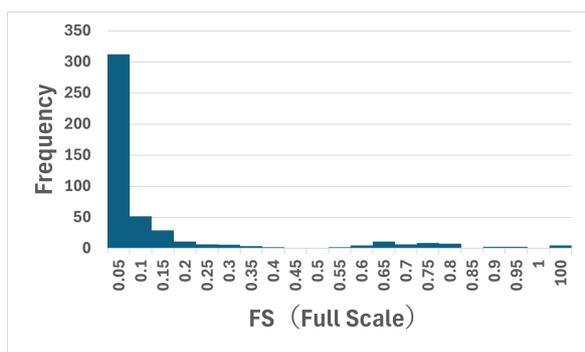


Fig. 3 Histogram of the full-scale error e_{FS} for images in which the gauge was correctly recognized (TP = 478).

Table 2 指示値推定誤差の統計

項目	値
平均誤差	0.412
中央値	0.023
25 パーセンタイル	0.007
75 パーセンタイル	0.098
最大誤差	110.07

にフルスケール誤差 e_{FS} のヒストグラムを示す。多くの画像では誤差は小さな値に集中しており、提案手法がフルスケールに対して小さな誤差で指示値を推定できていることが確認できる。

誤差分布の統計量を表 2 に示す。

平均誤差は 0.412 であり中央値より大きいものの、中央値は 0.023 であり、全体の 50% の画像でフルスケール誤差はこの値以下であった。また、75 パーセンタイルは 0.098 であり、認識に成功した画像の多くで誤差が 0.1 未満に収まっていることが分かる。

5. 考察

本節では、実験結果に基づいて提案手法の主な失敗要因を考察する。

5.1 偽陰性が多い要因

False Negative が多かった主な要因は、OCR によって外周数値を十分に認識できない場合があることである。提案手法では、数値ラベルの角度と数値の対応関係から目盛関数を推定するため、一定数の数値が認識されることが前提となる。しかし、移動中に撮影された画像には、ゲージが小さく写るものや、ぼけ、照明変化を含むものが多く含まれており、これらの条件では OCR が不安定となる。

また、現在のゲージ領域抽出では、ゲージ以外の円形領域が候補として含まれる可能性があるため、複数の数値が検出されることをゲージ判定の補助条件として用いている。そのため、数値認識の失敗はそのまま未検出につながりやすい。今後、ゲージ領域をより正確に抽出できれば、領域中心をゲージ中心として利用でき、目盛推定に必要な数値認識数を減らせる可能性がある。

5.2 針検出の課題

大きな指示値誤差が生じた要因として、針検出の失敗も確認された。特に照明条件によって針の影が生じる場合には、針と影の区別が困難となり、誤検出や検出失敗が発生しやすい。現在は画像処理に基づいて針を抽出しているが、今後は針領域を直接推定する学習ベースの手法を導入することで、照明変動に対する頑健性の向上が期待できる。

5.3 ロボット観測への展望

本研究では単一画像からの指示値推定を対象としたが、ロボットによる実運用では、必ずしも 1 枚の画像で読取りを完了する必要はない。読取りが困難な場合には、ロボットが視点を変更して再観測することで、より良い条件の画像を

取得できる可能性がある。このような能動的知覚 (Active Perception) を導入することで、ゲージ読取りの成功率をさらに向上できると考えられる。

提案手法では、ゲージ構造との整合性に基づいて推定結果の妥当性を評価している。この評価を観測の成否判定や視点変更の判断に利用することが、今後の重要な課題である。

6. 結言

本研究では、外周数値認識と幾何補正に基づくアナログ圧力ゲージの自動計測手法を提案した。提案手法は、ゲージ外観の分類や最大目盛値の事前登録に依存せず、外周に配置された数値ラベルの幾何配置から目盛関数を再構成する構造ベースの手法である。さらに、楕円フィッティングに基づく幾何補正により、斜め方向から撮影された画像に対しても安定した角度計測を可能とした。

福島ロボットテストフィールドに設置された圧力ゲージを対象とした実験の結果、ゲージが存在しない画像に対する誤検出は極めて少なく、Precision は 0.996 を示した。また、認識に成功した画像における指示値推定誤差の中央値は 0.023 であり、高精度な推定が可能であることを確認した。一方で、OCR による数値認識の失敗や針検出の不安定性により、False Negative が比較的多く発生した。

今後は、ゲージ領域抽出および針検出の精度向上を図るとともに、能動的知覚を導入することで、ロボットによるより信頼性の高いゲージ読取りの実現を目指す。

7. 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP23K13282 の助成を受けて行われた。

参考文献

- 1) World Robot Summit: World Robot Summit 2025 Fukushima Robot Test Field Challenge. <https://wrs.frei.go.jp/en/challenge2025/pdc.html> (accessed 2026-03-10)
- 2) Z. Li, Y. Zhou, Q. Sheng, K. Chen and J. Huang: A High-Robust Automatic Reading Algorithm of Pointer Meters Based on Text Detection, Sensors, Vol.20, No.20, 5946, 2020.
- 3) J. Sun, Z. Huang and Y. Zhang: A Novel Automatic Reading Method of Pointer Meters Based on Deep Learning, Neural Computing and Applications, 2023.
- 4) J. León-Alcázar, Y. Alnumay, C. Zheng, H. Trigui, S. Patel and B. Ghanem: Learning to Read Analog Gauges from Synthetic Data, Proc. IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 2024.
- 5) M. Reitsma, J. Keller, K. Blomqvist and R. Siegwart: Under Pressure: Learning-Based Analog Gauge Reading in the Wild, Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024.
- 6) X. Wang, L. Xie, C. Dong and Y. Shan: Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data, Proc. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops, 2021.
- 7) Du, Yongkun, et al. "Svtrv2: Ctc beats encoder-decoder models in scene text recognition." Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2025.
- 8) Yakubovskiy, Pavel. "Segmentation Models Documentation." Release 0.1 2 (2022).