

製造技術のデジタル化に向けた日本酒 IoT実証研究（第1報）

IoT Demonstration Research on Sake Production Toward Digitalizing Manufacturing Processes(First report)

電子・機械技術部 電子・情報科 石澤満 鎌田直樹

会津若松技術支援センター 醸造・食品科 高橋亮

日本酒製造におけるもろみ管理では、温度や分析値の把握が品質管理上重要である一方、中・小規模酒蔵では紙帳簿による管理が主流であり、データの共有が十分に行われていない場合がある。本研究では、データ管理のデジタル化に向け、7セグメントディスプレイをカメラ画像から読取る温度取得手法と、分析データを Web 上で整理・可視化する ATLAS システムを開発し、両システムを統合した。さらに、もろみ画像を用いて発酵具合を推定する AI 手法を試行し、外観情報を発酵管理の補助指標として利用する可能性について検討した。

Key words: IoT、日本酒、7セグメントディスプレイ、Web アプリ、YOLO

1. 緒言

日本酒製造工程では、もろみ造りと呼ばれる工程がある。糖化とアルコール発酵が並行して進む複雑な工程であり、日本酒の品質を大きく左右するため、温度・比重（ボーメ）・アルコール度数等の様々なデータを日々分析、管理している。中・小規模の酒蔵では、それらのデータを杜氏が紙の帳簿で管理していることが多い。したがって、杜氏以外の社員へ分析データが十分に共有されず、属人化しやすいという課題がある。また、発酵具合を管理する上で温度測定も重要であるが、省力化のため、多いところでも1日に2回ほどの測定にとどまっている。

本研究では、データ管理のデジタル化に向け、もろみの分析データを共有するため、温度測定を自動化する仕組み（以下、「7セグメントディスプレイ読取システム」と称す。）、温度以外の分析データを入力・グラフ可視化できる Web アプリケーション（以下、「ATLAS システム (Analytics & Tank Ledger with Alerts for Sake)」と称す。）を開発した。併せて、図1のとおり両システムを統合した。また、もろみの発酵具合を管理補助するため、もろみ画像から発酵具合を AI 推定することを検討した。

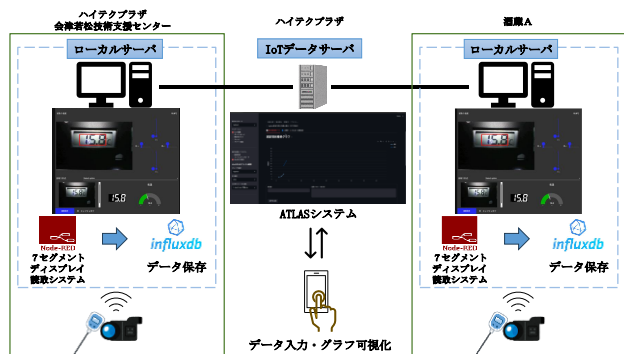


図1 統合システム

2. 統合システム概要

2. 1. 7セグメントディスプレイ読取システム

酒蔵では 0.1[°C] 単位での温度管理が求められているため、校正済みの温度センサが用いられており、温度の表示に7セグメントディスプレイが採用されていることが多い。したがって、本研究では7セグメントディスプレイに表示された数字をカメラ画像から読み取る構成にした。7セグメントディスプレイは、7つのセグメントから構成されたライトが点灯及び消灯することで数字の一字を表現できる。カメラ画像による読取には、読取精度が高く、ノイズにも比較的堅牢な各セグメントの点灯有無を判別することにより数字を認識させた¹⁾。

表1に動作環境、図2に7セグメントディスプレイ読取の流れを示す。読取精度を向上させるため、最初は画像から数値が表示されている部分を指定する必要があるが、その後の設定は不要である。各セグメントの点灯有無は、白黒のピクセルの割合で判別した。また、温度計へカメラを取り付けるため、図3のとおり治具を3Dプリンタで作製した。

表1 動作環境

OS	Windows11
CPU	Core i7-12650H
Docker Compose ²⁾	v2. 33. 0
Node-RED ³⁾	v4. 0. 2
influxdb ⁴⁾	v1. 8. 10
ネットワークカメラ	M5AtomS3R-Cam ⁵⁾
画像サイズ[pixel]	320×240
ライト	HX10LT-009WH ⁶⁾

1. 上下左右の 슬라이ドバーで切取位置の調整
2. 読取りたい桁数を選択
3. 自動読取
4. データ保存



3桁 (XX.X) の場合の読取り例



図2 7セグメントディスプレイ読取の流れ



図3 器具

2. 2. ATLAS システム

筆者らがこれまで使用してきたもろみ分析データ管理用のエクセルファイルを基にテンプレートを作成し、Web ブラウザ上で表データを編集できる Web アプリケーションを開発した。図4に、もろみ温度、BMDの経日変化グラフ、図5にA-B直線⁷⁾を示す。A-B直線は、横軸をアルコール度数、縦軸をポーメとした散布図から導出される回帰直線であり、もろみの発酵管理指標の一つである。ポーメの値を表へ入力すると理想的なアルコール度数が自動計算され、また分析して得られたアルコール度数を入力することで理想値との比較を視覚的に行える。図6のとおり、前記7セグメントディ

スプレイ読取システムで取得した温度データをグラフ表示し、作業者が現地に行かずとも品温を記録、監視できるようにした。なお、表へ記入する品温は酒蔵ごとに記録時間、方法が異なるため、手入力する仕様とした。また、ユーザが任意の閾値を設定できるようにし、閾値を超えた時、ユーザへメールで通知することができる。

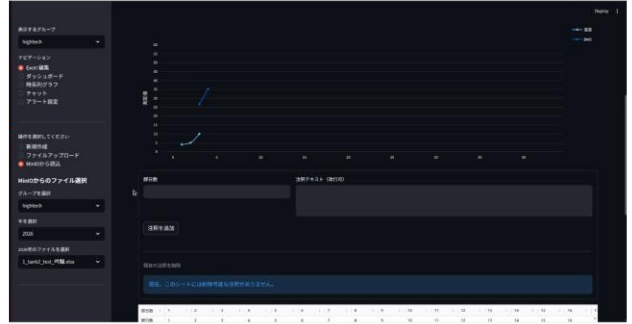


図4 経日変化グラフ

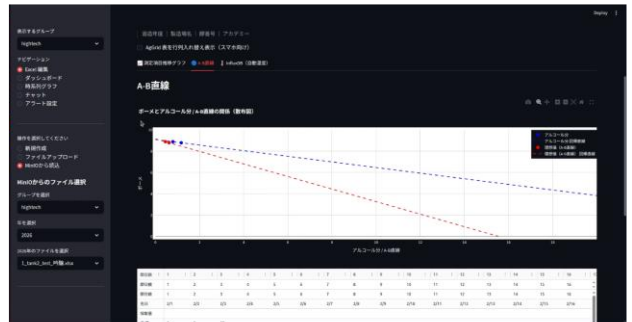


図5 A-B直線

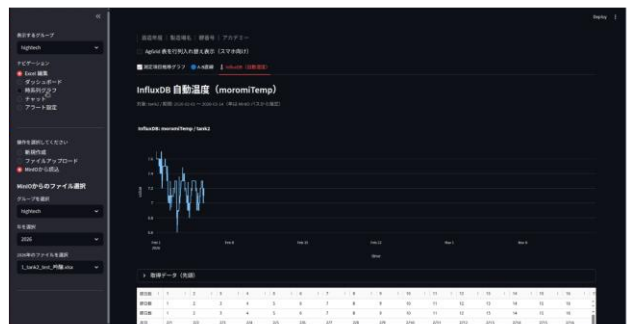


図6 もろみ温度の時系列グラフ

3. 実験

3. 1. 7セグメントディスプレイ読取実験

3. 1. 1 実験方法

カメラ画像による7セグメントディスプレイの数値読取精度を評価するため、表1及び図3の構成で数値

を読取った。温度計はO S Tオーエスティ技研社製のPSM02-SA-900⁸⁾を用いた。

3. 1. 2 結果と考察

450回試行し、全て読取に成功しており、読取精度は100%であった。本実験では、読取失敗はなかったが、画像の数値部分を切り取る時、適切な範囲を設定しないと失敗する可能性がある。また、7セグメントディスプレイの表示が切り替わるタイミングを撮影してしまうと、読取に失敗することがある。

3. 2. ATLAS システム実験

3. 2. 1 実験方法

パフォーマンススコアを分析できるオープンソースのウェブ診断ツールLighthouse⁹⁾を用い、ATLASシステムを評価した。パフォーマンススコアは、FCP・LCP・TBT・CLS・SIの5つの指標に重み付けし、算出される。各指標の定義¹⁰⁾及び重み割合を表2に示す。

表2 各指標の定義及び重み割合

指標	定義	重み
FCP	テキスト又は画像が初めて表示されるまでにかかった時間[s]	10%
LCP	最も大きなテキスト又は画像が描画されるまでにかかった時間[s]	25%
TBT	タスクの処理時間が50ミリ秒を上回った場合の、コンテンツの初回描画から操作可能になるまでの合計時間[ms]	30%
CLS	ビューポート内の視覚要素がどのくらい移動しているかを測定する指標	25%
SI	ページのコンテンツが取り込まれて表示される速さ[s]	10%

3. 2. 2 結果と考察

図7にパフォーマンススコアの測定結果を示す。LCP=1.8[s]、TBT=0[ms]、FCP=0.7[s]と、表示速度・応答性は良好だった。一方、CLS=0.268と視覚的安定性が不十分であった。CLSのスコアが低い主な要因は、サイドバーがメインページよりも遅れて表示されてしまうことが影響している。図8のとおり、サイドバーを閉じた状態で測定した時、CLS=0.067へ改善する。スマートフォン・タブレットなど画面幅が狭い端末では、利便性が損なわれる可能性もあるが、レイアウトが崩れないようサイドバーの表示領域を固定することも有効と考えられる。

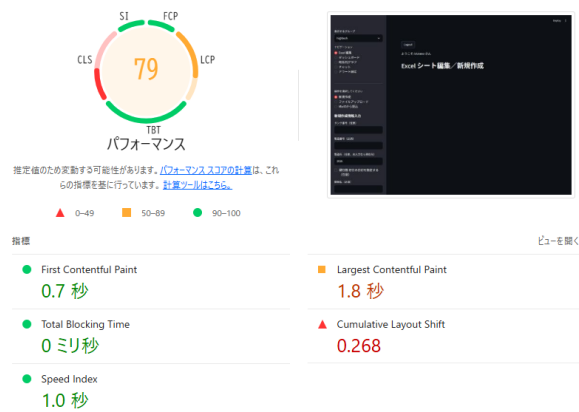


図7 パフォーマンススコア測定結果



図8 サイドバーを閉じた状態で測定した結果

4. AIによるもろみ発酵具合推定の検討

4. 1. 目的

ベテラン杜氏は分析データに加え、見た目等の情報も含めて発酵具合を総合的に判断している。本報では、もろみ外観の経時変化に着目し、画像から発酵具合を推定する手法を検討した。推定は「仕込み日(留)を1日目」とし、以降の経過日数をクラスとして画像分類を行う方針とした。未学習画像をモデルへ入力し、推定された経過日数と実経過日数のずれを、過発酵又は発酵不足の指標として利用することを想定した。

もろみ画像取得時の様子を図9に示す。タンク上部にネットワークカメラを取り付け、もろみ画像を1時間に1回保存した。発酵初期は泡が少量である一方、発酵が進むにつれて泡相が形成され、外観が変化していくことを確認できる。

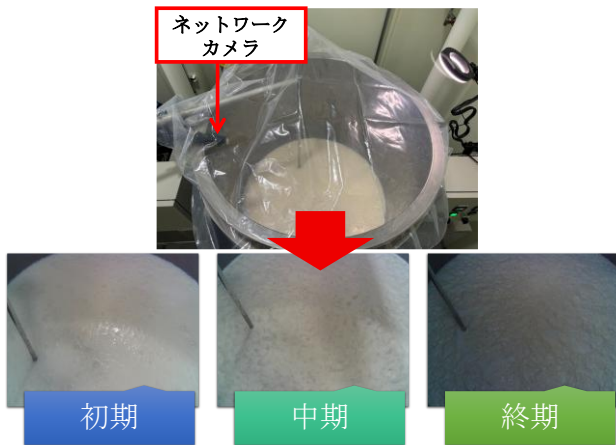


図9 もろみ画像取得時の様子

4. 2. 手法および比較条件

学習には YOLO¹⁾ を使い、事前学習モデルとして yolov1s-cls を使用した。学習条件の影響を確認するため、表3の4パターンを比較した。

表3 学習条件の比較

パターン	画像サイズ [pixel]	クラス枚数の扱い	パディング	Optuna ¹⁾ ²⁾
A	1024 × 1024	不均一	なし	なし
B	640 × 640	不均一	なし	なし
C	640 × 640	各クラス 1 2 4 枚に統一	あり	なし
D	640 × 640	各クラス 1 2 4 枚に統一	あり	あり

4. 3. 学習結果

4. 3. 1 画像サイズの影響 (パターンA-B)

表4に学習時正解率及び推論評価用画像の正解率を示す。画像サイズ 1024×1024 と 640×640 では、学習正解率はそれぞれ 63.8%と 64.8% であり、その差は 1% であった。このことから、本検討条件では、640×640 程度の画像サイズであれば学習結果への影響は大きくないと考えられる。

4. 3. 2 画像枚数(クラス間の枚数統一・水増し)の影響 (パターンB-C)

画像サイズを同一 (640×640) とした上で、クラス

ごとの枚数を 1 2 4 枚へ統一するため、不足分を水増しした。その学習正解率は 75.8%であり、水増しを行わない場合の 64.8%に対して 11%改善した。1クラス当たりの画像枚数を増やすこと及びクラス間で画像枚数を揃えることが精度向上に寄与すると考えられる。

4. 3. 3 ハイパーパラメータ自動調整の影響 (パターンC-D)

Optuna によるハイパーパラメータ自動調整を行った場合の学習正解率は 78.8% であり、調整なしの 75.8%に対して 3%改善した。自動調整による精度向上は確認できたが、改善幅は相対的に小さい結果であった。

4. 4. 推論評価用画像での推論結果と考察

推論評価用画像には、人物が写り込まない深夜時間帯の未学習画像を用いた。推論評価用画像による推論正解率は、表4のとおり。誤りは、いずれのパターンにおいても推論結果が実経過日数よりも 1日前と判断したケースであった。推論に用いた画像が日付変更後 1、2時間のものが多かったことが、ずれの要因の一つである可能性がある。

表4 精度比較

パターン	学習時正解率	推論評価用画像正解率
A	63.8%	76.2%
B	64.8%	71.4%
C	75.8%	83.3%
D	78.8%	81.0%

5. 結言

本報では、日本酒製造工程におけるもろみ分析データを共有するため、温度測定を自動化する7セグメントディスプレイ読取システム、温度以外の分析データを入力・グラフ可視化する ATLAS システムを開発した。併せて、両システムを統合し、従来は紙帳簿を中心に管理されていた温度や分析データをデジタルデータとして扱うための技術的な枠組みを整理した。また、もろみ画像を用いた AI による発酵進行推定について検討し、外観情報を発酵管理の補助指標として活用できる可能性を確認した。

7セグメントディスプレイ読取システム及び ATLAS システムは県内酒蔵で実証実験を行っており、今後は複数の県内酒蔵へ展開していきたい。

参考文献

1) 中川高晃, 小山洋太. IoT を活用した所内装置監

視システムの構築. 京都府中小企業技術センター
技報 No.50, 2022.

- 2) Docker. “Docker Compose | Docker Docs” .
<https://docs.docker.com/compose/>, (参照 2024-5-13).
- 3) OpenJS Foundation & Contributors. “Node-RED” . <https://nodered.org>, (参照 2024-5-13).
- 4) InfluxData. “InfluxDB OSS v1 documentation” . <https://docs.influxdata.com/influxdb/v1/>,
(参照 2024-5-13).
- 5) M5Stack. “m5-docs” . <https://docs.m5stack.com/ja/core/AtomS3R%20Cam>, (参照 2025-12-2).
- 6) 朝日電器株式会社. “YSN USB ミニキューブライト HX10LT-009WH | エルパ・ダイレクト” .
<https://www.elpadirect.jp/products/4580510988174/>, (参照 2025-2-21).
- 7) 日本酒造組合中央会. “日本酒用語集 - 日本酒 | 日本酒造組合中央会 | JSS” . <https://japansake.or.jp/sake/about-sake/glossary-of-sake/>, (参照 2025-1-10).
- 8) オーエスティ技研. “ステッキ型温度計 PSM02-SA-900” . <https://www.oststore.com/shopdetail/006000000002/>, (参照 2025-2-21).
- 9) Google. “Lighthouse の概要 | Chrome for Developers” . <https://developer.chrome.com/docs/lighthouse/overview?hl=ja>, (参照 2026-2-12).
- 10) Google. “Lighthouse のパフォーマンス スコアリング | Chrome for Developers” . <https://developer.chrome.com/docs/lighthouse/performance/performance-scoring?hl=ja>, (参照 2026-2-12).
- 11) Glenn Jocher and Jing Qiu. “Ultralytics YOLO11” . <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, (参照 2025-1-10).
- 12) Optuna Contributors. “Optuna: A hyperparameter optimization framework — Optuna 4.7.0 documentation” . <https://optuna.readthedocs.io/en/stable/index.html>, (参照 2025-10-8).