

データ同化に基づく 日本酒の醸造管理システム

京都大学 産官学連携本部 菊地亮太

日本酒造りを手助けするシステムの開発

- 日本酒の醸造工程における温度管理や加水をAIでアドバイス
醸造工程の作業支援を実現し、高品質かつ均一な日本酒の安定供給に貢献したい
 - 本システムの中で、「データ同化」を活用している！

シミュレーション

データ同化

観測・計測値

醸造数理モデル

醸造時の計測データ



データ同化はシミュレーションと観測・計測値を融合し、
両者の有効性を最大限に引き出す

読売新聞にも取り上げてもらいました

初AI活用「獺祭」完成へ 旭酒造が実証実験

2018年06月30日

ツイート

G+



AIを活用して仕込んで
いるもろみを前に、デー
タ採集について話す菊地
さん（左）と西田さん

だっさい
「獺祭」で知られる岩国市周東町の旭酒造と富士通研究所（川崎市）が、酒造りに人工知能（AI）を導入する実証実験に乗り出した。これまでに醸造した酒の温度や成分などのデータを基に、適切な作業内容を人に提案する仕組み。蔵人からは「作業が効率化され、人手不足の解消にもつながる」と期待の声が上がっている。（山田裕子）

きっかけは、昨年5月、東京都内で開催された研究会だった。富士通マーケティング、

引用：初AI活用「獺祭」完成へ 旭酒造が実証実験、
読売新聞（山口面）2018年6月30日

本日の講義の目的と目標

今回の講義の目的

- 醸造工程の作業支援システムの実現を目指し、醸造工程の予測システムの開発したので実証試験の結果を中心に紹介
 - 数理モデルの構築、実験値との比較
 - データ同化、機械学習、プロセスの最適制御

今回の講義の目標

- 「日本酒」というデータサイエンスからも少し遠そうな分野でも使えるんだ！と実感していただき、自分の研究の中で使えるかも？と思ってもらう機会を提供

そもそも、
なぜデータ同化を
活用するに至ったか

機械学習との比較

- ・コンセプトもアルゴリズムも類似点が多い

解釈すると、予測をするために「何で殴るか？」が違う



データを大量に集めて殴る
→機械学習



物理も駆使して殴る
→データ同化

機械学習との比較

- もう少しカッコよく言うならば . . .
 - 「どうやって、大量の自由度を制約する？」
- 機械学習の立場
 - 大量の自由度をデータを使って、学習していきます。一つ一つのデータでは決められませんが、大量のデータを集めて、束縛していきます。→「大量データ」で殴る
- データ同化の立場
 - シミュレーションの自由度（格子点×変数）を支配方程式・物理を使って、制約することで観測データを使いつつ、束縛していきます。→「物理を駆使して」殴る
- 今回の立場
 - 醸造時のデータを、大量データに用意すること自体が難しいため、全てを機械学習に任せることは難しい
 - 物理的な背景の裏付けを使うデータ同化も活用することにした

日本酒醸造の流れ

日本酒製造プロセス

精米

洗米

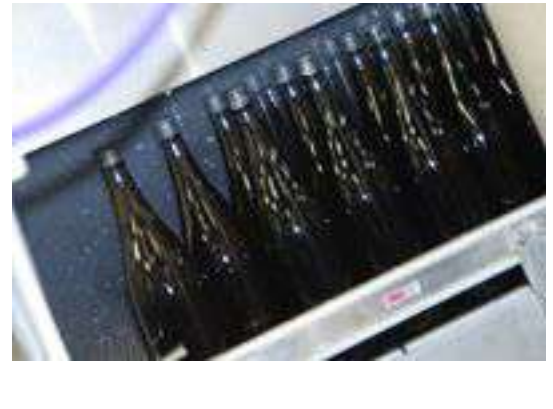
蒸米

麴造

仕込み

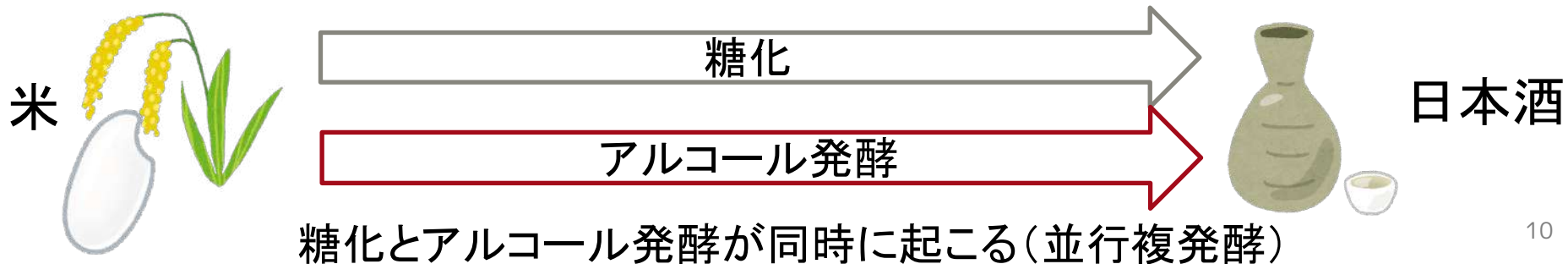
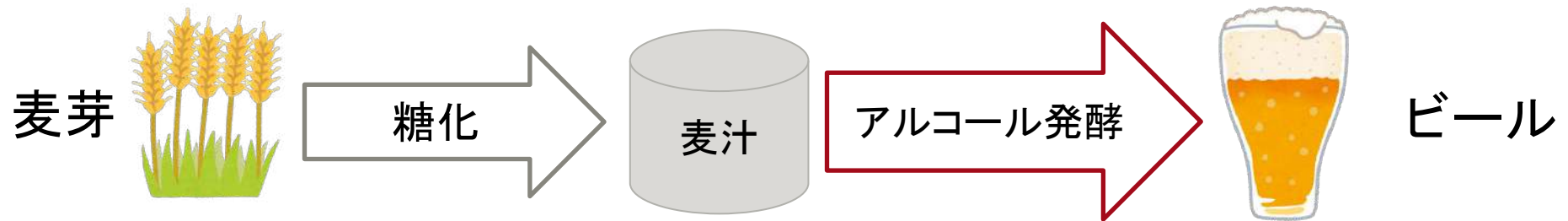
上槽

瓶詰



引用: 旭酒造、瀬祭ができるまで
<https://www.asahishuzo.ne.jp/dassai/history.html>

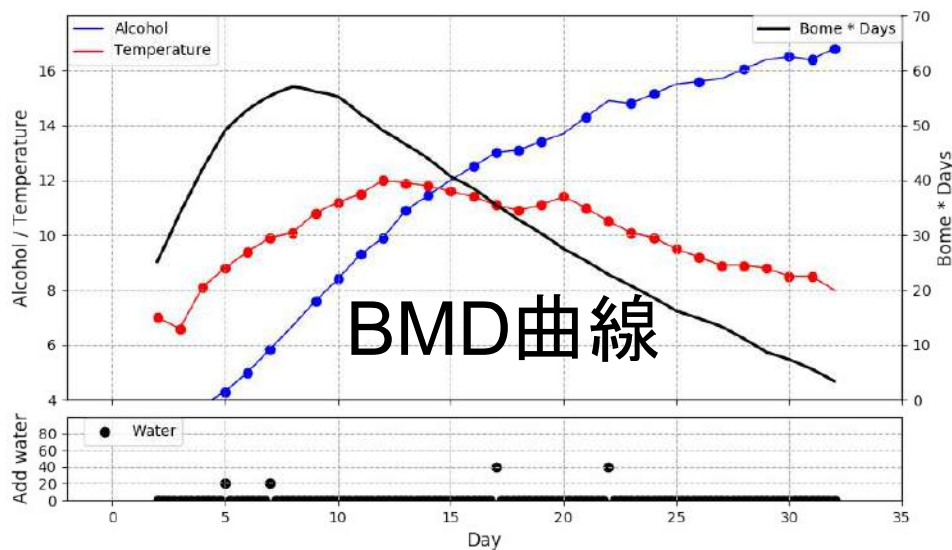
日本酒の発酵プロセス



醸造時の計測データ

- アルコール、グルコース、ボーム、アミノ酸、温度、加水の有無および量
 - 過去の計測データおよび実証試験中の計測データを旭酒造より提供

計測
データの
一例



アルコール度数

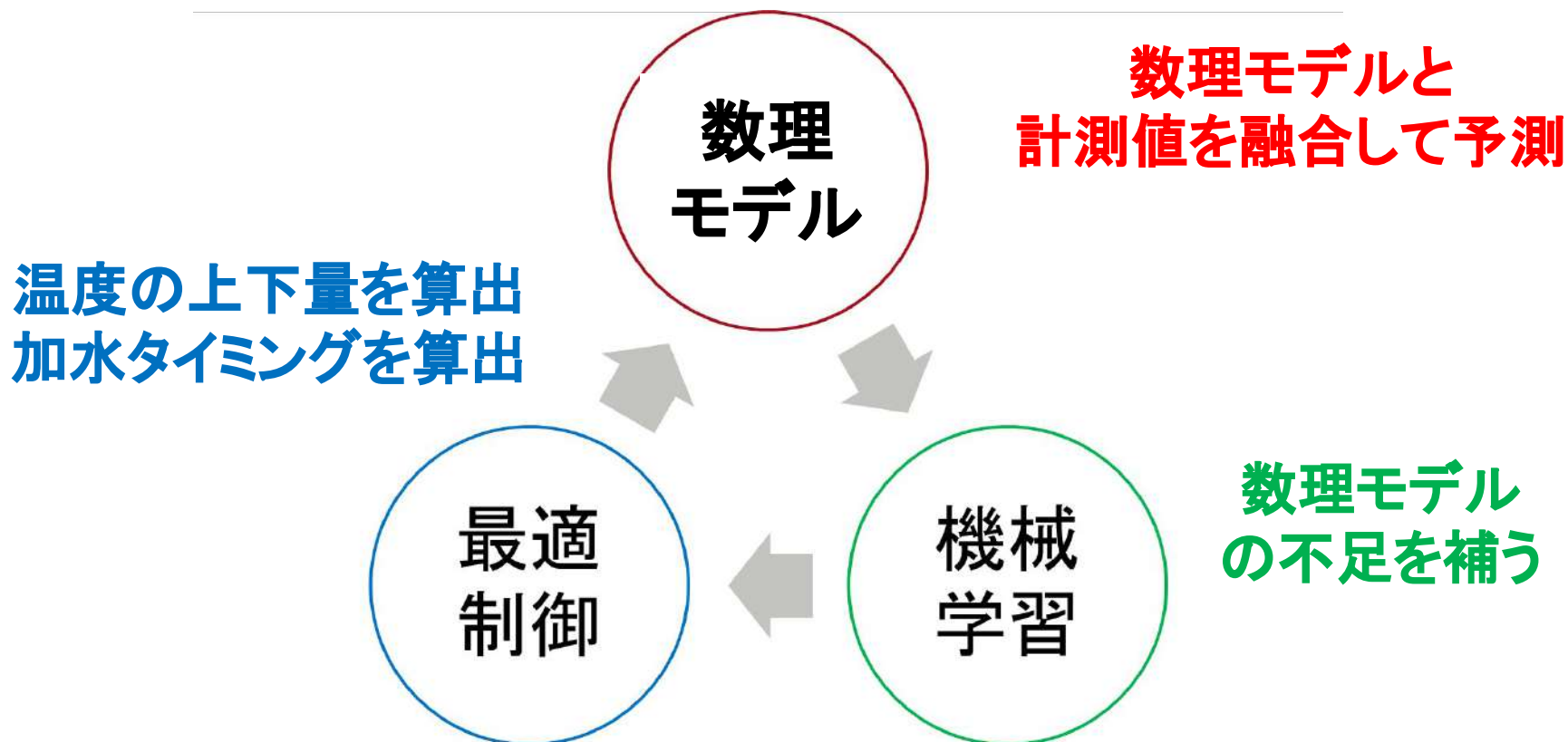
タンク内
温度

引用: 菊地亮太, データ同化を用いた日本酒醸造工程の支援システムの開発, Journal of the Brewing Society of Japan, 第114巻11号.(2019)

開発した アルゴリズム

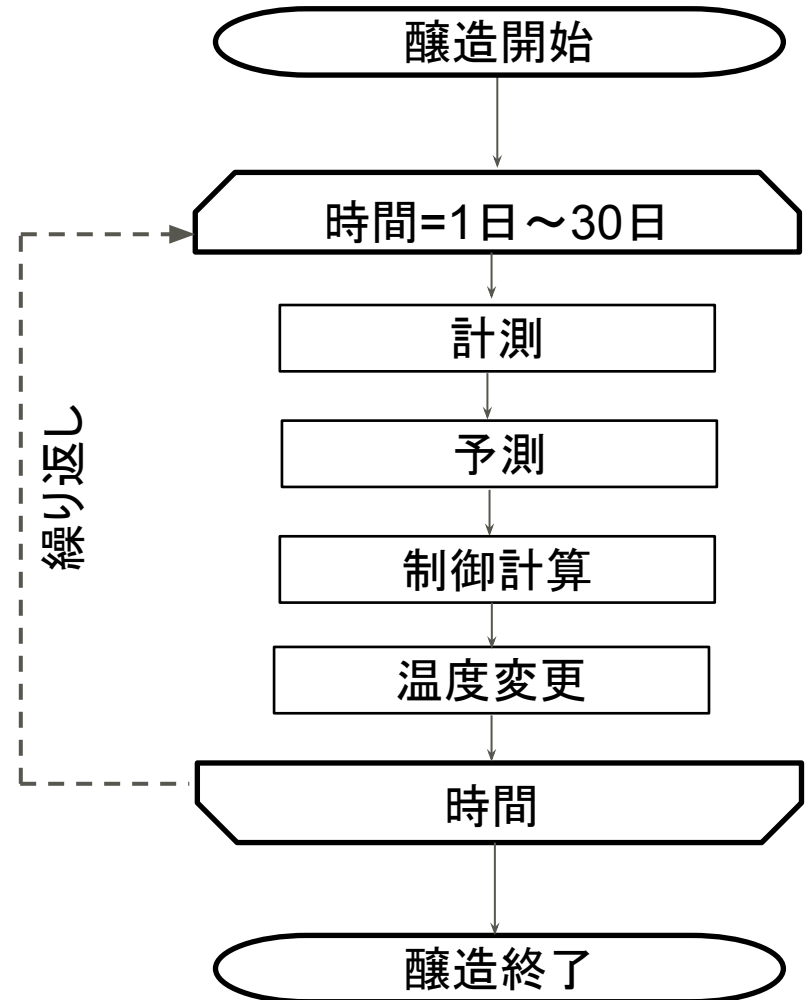
研究手法

- 数理モデル-機械学習-最適制御を統合
 - 数理とデータの両方を活かし、醸造を支援する予測システム



システムの流れ

- 計測
 - タンク内の温度、アルコール、グルコースなど
- 予測
 - 醸造工程を表す数理モデル
 - 計測値を用いたデータ同化
 - 状態推定
- 制御計算
 - モデル予測制御による最適制御
 - タンク内の温度管理、加水管理
- 温度変更
 - 酒造側での判断および変更



数理モデル

- 日本酒醸造の流れの数理モデル化
 - 生物学的プロセス、経験などを数理的に反映
 - 並行複発酵(Simultaneous Saccharification and Fermentation)のモデリング

$\frac{dS}{dt} = -aSM$: デンプンと麹菌があると、デンプンは分解

$\frac{dM}{dt} = b(T) * SM - c(T) * M$: デンプンを食べて増殖、ある一定数は死滅

$\frac{dG}{dt} = vSM - wGF$: 麹菌がブドウ糖を生成、清酒酵母が食べて減る

$\frac{dF}{dt} = x(T) * GF - y(T) * F$: ブドウ糖を食べて増殖、ある一定数は死滅

$\frac{dA}{dt} = zGF$: アルコールは清酒酵母が生成

$\frac{dT}{dt} = t_1SM + t_2GF - t_3(T - T_{room})$: 菌類の活動により熱が発生し、

ニュートンの冷却法則で外部と熱を交換

S: 液化酵素によって溶解したデンプン(オリゴ糖)を代表する変数
M: 糖化酵素活性
G: グルコース量
F: 酵母密度
A: アルコール度数
T: タンク内温度

数理モデルを定義することで時間発展を予測することが可能

数理モデル

- 日本酒醸造の流れの数理モデル化
 - 生物学的プロセス、経験などを数理的に反映
 - 並行複発酵(Simultaneous Saccharification and Fermentation)のモデリング

$\frac{dS}{dt} = -aSM$: デンプンと麹菌があると、デンプンは分解

$\frac{dM}{dt} = b(T) * SM - c(T) * M$: デンプンを食べて増殖、ある一定数は死滅

$\frac{dG}{dt} = vSM - wGF$: 麹菌がブドウ糖を生成、清酒酵母が食べて減る

$\frac{dF}{dt} = x(T) * GF - y(T) * F$: ブドウ糖を食べて増殖、ある一定数は死滅

$\frac{dA}{dt} = zGF$: アルコールは清酒酵母が生成

$\frac{dT}{dt} = t_1SM + t_2GF - t_3(T - T_{room})$: 菌類の活動により熱が発生し、

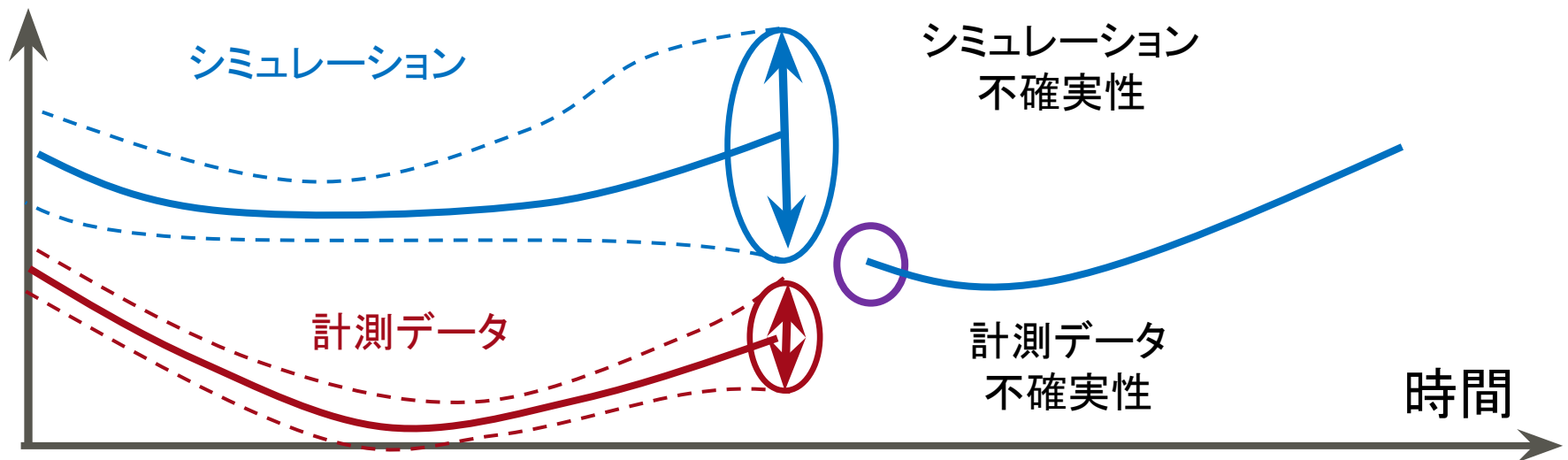
ニュートンの冷却法則で外部と熱を交換

S: 液化酵素によって溶解したデンプン(オリゴ糖)を代表する変数
M: 糖化酵素活性
G: グルコース量
F: 酵母密度
A: アルコール度数
T: タンク内温度

不足要素の予測は、機械学習によるソフトセンサーで予測
入力変数: S, M, G, F, A, T → 出力: 不足要素

データ同化

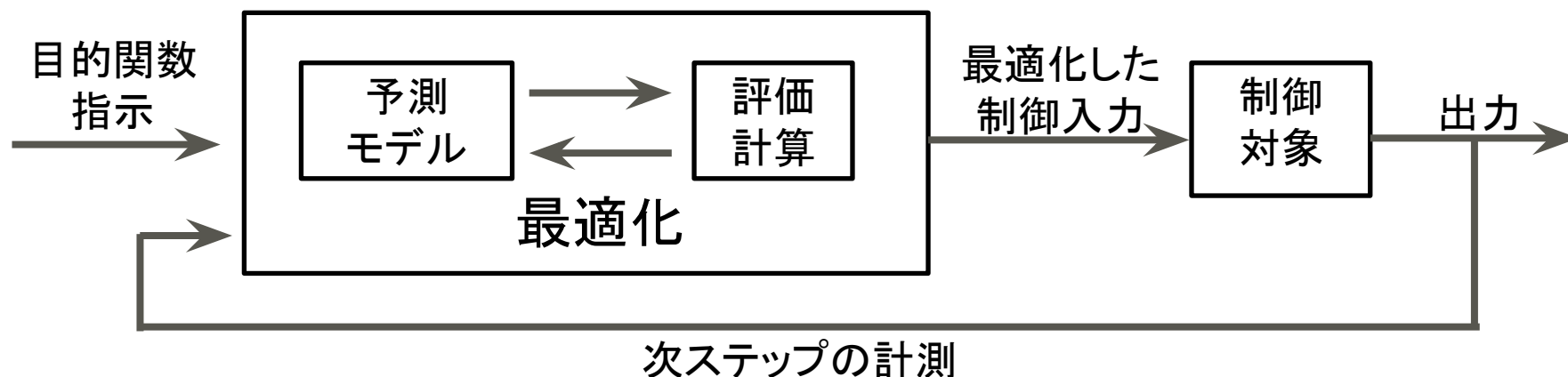
- データ同化: 計測データと数理モデルの融合技術
 - 計測値を組み合わせることで予測を高精度化
 - 非計測な状態量も、数理モデルの性質から推定可能



シミュレーションと計測はそれぞれ「不確実性」を持つ
この二つの組み合わせで、**現実に近い情報**を推定

最適制御

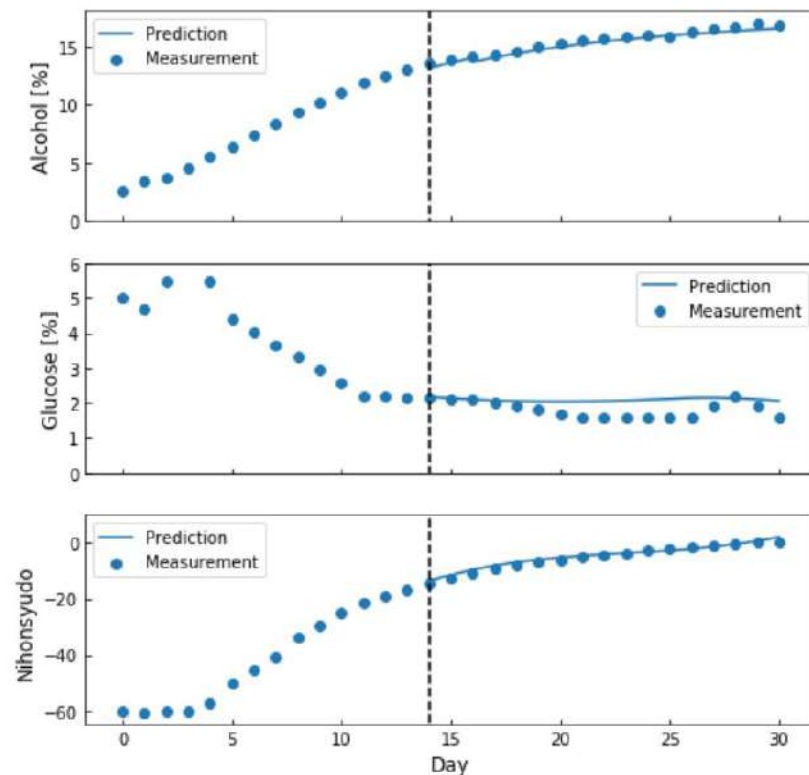
- モデル予測制御 (MPC: Model Predictive Control)
 - 各時刻で将来予測を実施し、その応答を予測しながら最適制御を実施
- 詳細
 - 予測モデル: データ同化を実施して高精度化された数理モデル
 - 評価関数: アルコールとボームの関係(ノウハウ)
 - 制御入力: タンク内温度、加水



実証試験の結果

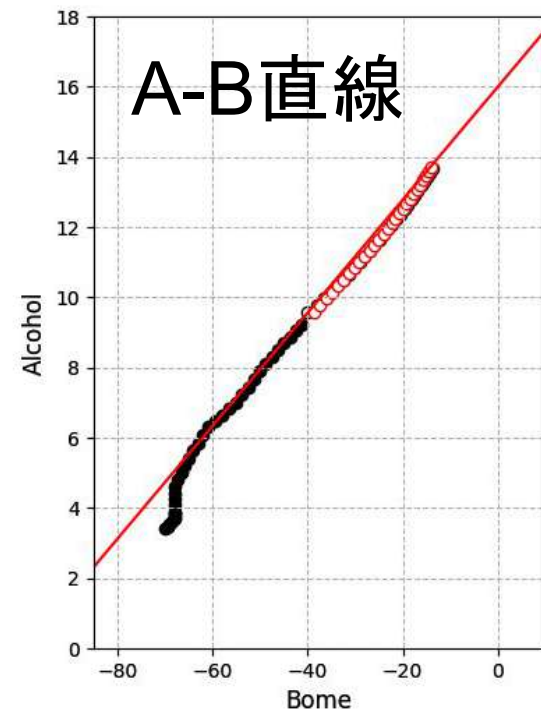
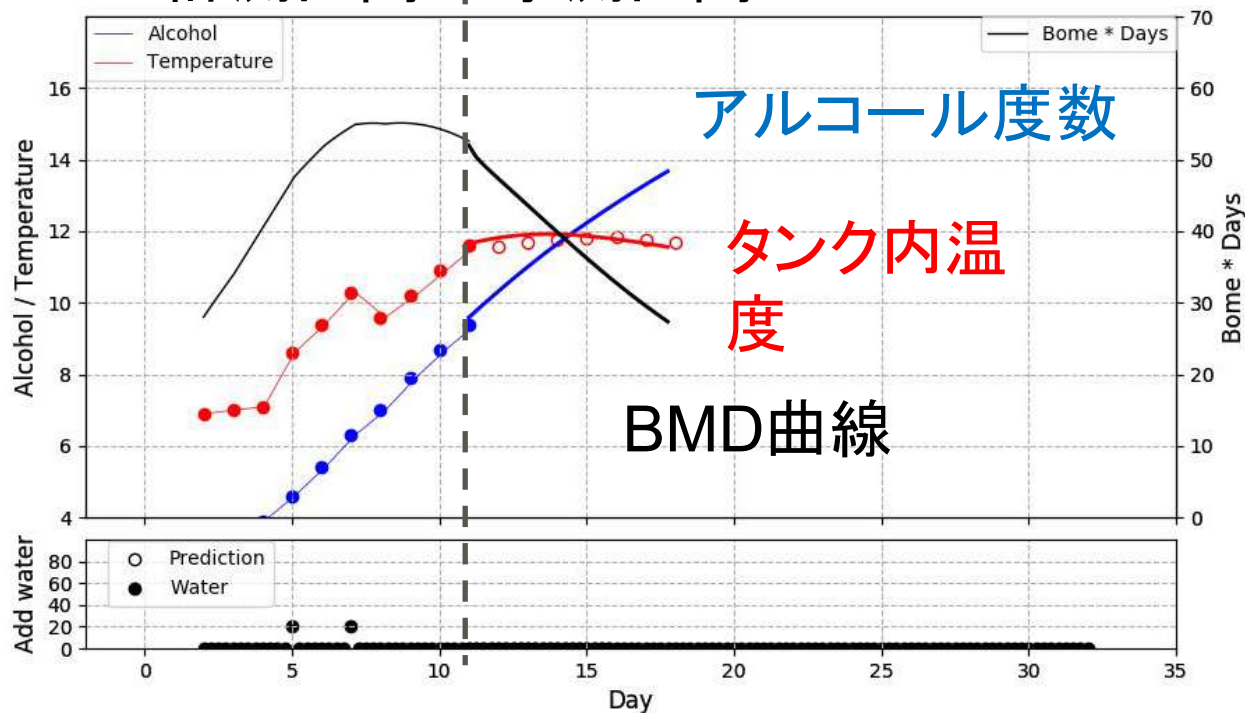
数理モデルとデータ同化による予測

- 数理モデルによる予測の実施例
 - 過去の計測データをデータ同化によって、数理モデルと融合
 - 数理モデルのパラメータや、状態量を更新し、更新された数理モデルで予測
- アルコール度数・グルコース・日本酒度ともに時系列的な予測が適切に行われていることが確認できた



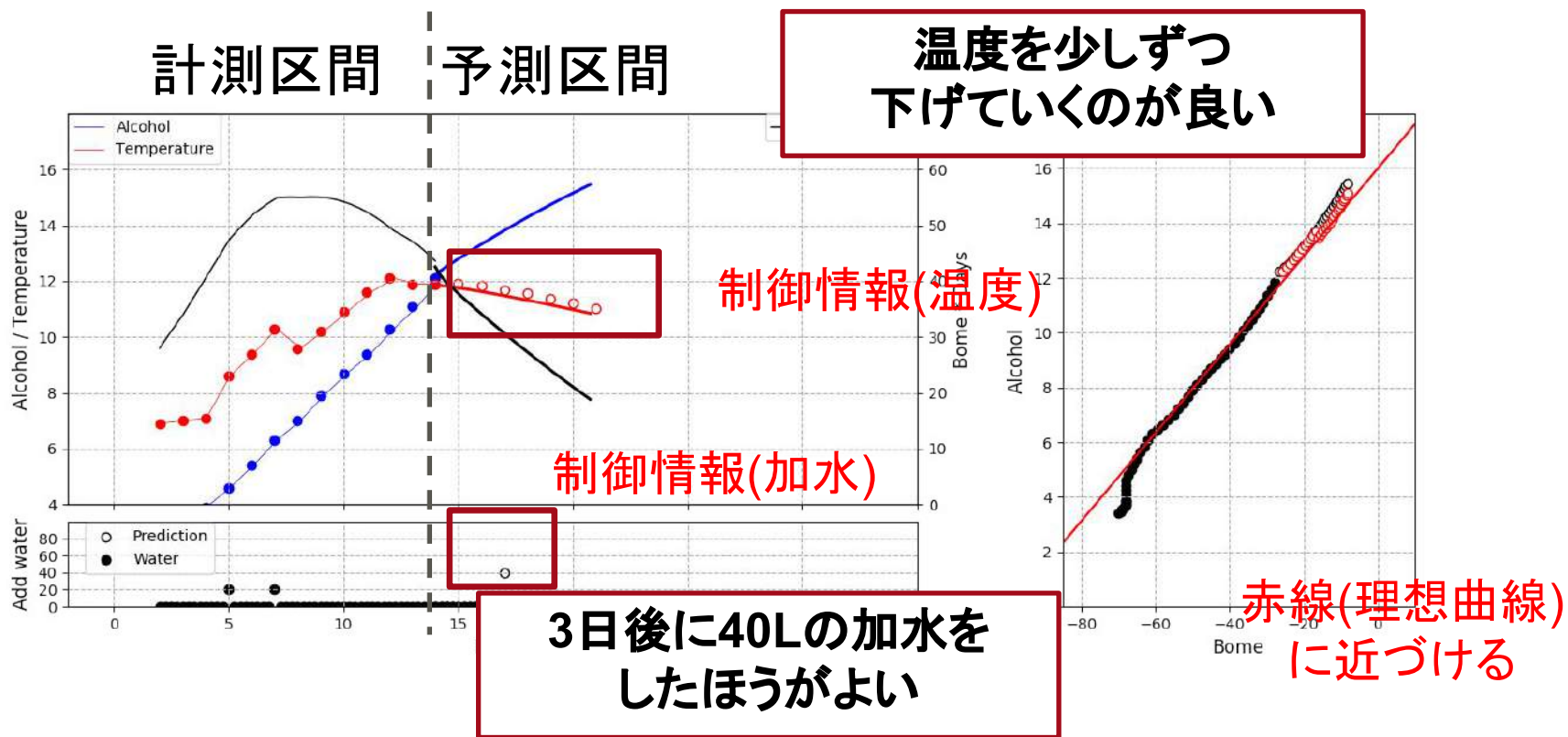
数理モデルによる予測

計測区間 | 予測区間



醸造工程の予測情報を提供することで醸造判断を支援可能

最適制御のレコメンド情報



温度および加水に関して、具体的なレコメンド情報を提供することで、醸造判断を支援

まとめ

- 醸造工程の作業支援システムの実現を目指し、醸造工程の予測システムを開発
 - 数理モデルとデータ同化によって、1週間先までの醸造工程を予測することが可能であることを確認
 - モデル予測制御によって、アルコールとボーメの関係を最適に保つための温度管理および加水のレコメンド情報を算出することができた
- 異分野の専門家(お客様・共同研究)と一緒に研究するのは非常に勉強になるし、研究者としても楽しいな！と思っております
 - ぜひ、何か一緒にビジネス・研究させていただけたら幸いです！