

令和 4 年 6 月 12 日現在

機関番号：12614

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2019～2021

課題番号：19K02315

研究課題名(和文)ニューラルネットワークとコンピュータシミュレーションを融合した調理の最適化

研究課題名(英文)Cooking optimization by combining neural networks and computer simulation

研究代表者

酒井 昇(Sakai, Noboru)

東京海洋大学・学術研究院・教授

研究者番号：20134009

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,000,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では調理の最適化のために調理人の技を取り入れること、さらに、その方法として、ニューラルネットワーク(NN)を用いることを目的として研究を行った。NNによる最適化においては、種々の条件下で調理実験を調理人に行ってもらい代わりに、種々の条件下でシミュレーションした結果を学習データとしてNNモデルを構築した。

具体例として上火式焼成機を用いた肉・魚の焼成を検討し、初期表面温度の測定データから、NNを用いて食品内部(中心部の焼き具合)と表面状態(表面の焼き色)を同時に最適にするような焼成条件(ヒーター温度変化、仕上がり時間)の予測・提示が可能となった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

近年、調理技術として、調理人の技を取り入れることは多いが、それを調理工学的に定量化されることは少ない。本研究では、肉・魚の焼成を例として、プロの調理人の調理に基づき、その調理過程について、熱・水分移動と反応をモデル化し、調理過程のシミュレーション技術を確立した。このように、調理過程を定量化できたことは学術的意義が大きい。

NNによる最適化においては多くの学習データを必要とするが、種々の条件下での調理実験の代わりに、シミュレーションした結果を学習データとして使用した。大量のデータを実験に代わってシミュレーションで得られることを示したことは社会的意義が大きい。

研究成果の概要(英文)：In this study, we conducted research with the aim of incorporating the skills of professional cooks for the optimization of cooking and using neural networks (NN) as its method. In the optimization by NN, instead of numerous cooking experiments under various conditions, an NN model was constructed using the results of simulations under various conditions as training data.

As a specific example, we examined the broiling of meat and fish using a top-heater oven. From the measurement data of the initial surface temperature, NN was used to derive the conditions for optimizing the broiling condition of the center of the food and the broiling color of the surface at the same time. As a result, it became possible to predict the optimum broiling conditions (heater temperature change and finish time).

研究分野：食品工学

キーワード：ニューラルネットワークモデル 伝熱シミュレーション タンパク質変性 魚の焼成 肉の焼成

1. 研究開始当初の背景

食品の加熱調理は、熱移動および水分移動に伴ってタンパク質変性、デンプンの糊化、ペクチンの軟化など食品素材に応じた変化(反応)が起こる極めて複雑な現象である。そのため、タンパク質変性やデンプンの糊化などの研究は多くなされているものの、伝熱現象や水分移動現象と合わせた定量的な取り扱いは不十分であった。そこで、我々の研究室では調理過程の解析に工学的手法を取り入れて、麺類の糊化、野菜炒め調理、肉・魚の調理時の加熱にともなうタンパク質変性に関する研究等を行ってきた。その際、美味しく加熱調理するための操作条件について検討したが、美味しさの判断基準が不明確なため、最適と言える操作条件を決めるのは困難であった。そこで、「美味しく調理する」とはどういうことなのか、さらに「美味しく調理する」ための手順をどのように決めたら良いのかを明確にする必要があった。その一つの方法として、近年プロの料理人の調理技術の解析が行われている。しかし、調理食材と調理法の組み合わせは無数にあり、最適化について体系化することは困難と考えられた。一方、深層学習を用いたニューラルネットワーク(Neural Network、以降 NN と記す)が種々の分野で最適化に用いられるようになってきた。そこで、プロの料理人の調理技術を定量化し、NN を用いて食材と調理法に応じた最適な操作条件を決め、制御するという着想に至った。

2. 研究の目的

食品の加熱調理は加熱とともに水分変化、成分変化、収縮・膨張が起こり、極めて複雑な現象であるため、最適な条件を設定・制御することは容易ではない。そこで本研究では、これを支援するために、NN を用いた最適化ツールを開発することを目的とした。また、食品の美味しさは感覚的なもので個人差があり、定量化は難しいことから、プロの料理人の経験に基づいた調理過程を定量化することを目的とした。

深層学習が開発されて以来、NN を用いた最適化が種々の分野で行われている。深層学習においては、予めデータを学習させる必要があり、データが多いほどその精度は上がると言われていいる。調理に関しては、食材の種類・大きさ・形状に応じて種々の条件下で、プロの料理人に調理してもらい、無数のデータを取得するのは困難である。そこで、本研究では、まず、料理人の最適調理を指標として、調理過程で進行する伝熱、それに伴う水分変化と素材の変化を、定量的に記述する手法について検討する。プロの調理過程のシミュレーションが可能となれば、深層学習のデータとして使用可能となり、調理環境や食材の種類・大きさ・形状・仕上がり条件に応じた無数のデータを入力することが可能となる。そこで、まず調理人の調理過程を再現する調理シミュレータの開発を目的とした。次に、シミュレーションにより得た学習データを用いて調理操作の最適化が可能か検証した。

3. 研究の方法

(1) 焼成における熱・水分移動の定量化

焼成過程を定量化する場合、食品内の熱移動が基本となる。また、加熱に伴い水分の移動・蒸発が起こり、蒸発潜熱が発生するため水分移動も重要となる。そこで、まず以下のように熱・水分移動の定量化を行った。

水分移動は拡散により起こるとすると、基礎式および境界条件は次式で表される。

$$\frac{\partial C_w}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D_w \frac{\partial C_w}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(D_w \frac{\partial C_w}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(D_w \frac{\partial C_w}{\partial z} \right) - V_e - R_w \quad (1)$$

$$-D_w \text{grad}(C_w) \cdot n = h_m (C_w - C_{eq}) \quad (2)$$

ここで、 D_w (cm^2/s)は拡散係数、 C_w ($\text{g-water}/\text{cm}^3$)は水分濃度、 V_e ($\text{g-water}/\text{s} \cdot \text{cm}^3$)は内部蒸発速度、 R_w ($\text{g-water}/\text{s} \cdot \text{cm}^3$)は内臓における水の流出速度、 h_m (cm/s)は境膜物質移動係数である。

同様に、食品内熱移動は熱伝導により起こるとすると、基礎式および境界条件は次式で表される。

$$\rho_b C_p \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) - \Delta H_L V_e \quad (3)$$

$$k \text{grad}(T) \cdot n = -\Delta H_L h_m (C_w - C_{eq}) + h_i (T_{air} - T) + \sigma \varphi (T_h^4 - T^4) \quad (4)$$

ここで、 ΔH_L は蒸発潜熱(J/g)、 T_h はヒーター温度(K)、 φ は総括放射伝熱係数(-)、 σ はステファンボルツマン定数($\text{W}/\text{m}^2 \cdot \text{K}^4$)である。

以上の式を無次元化した後、有限要素法により食品内温度・水分分布の経時変化を求めた。

(2) 焼成過程における反応の定量化

我々の研究室ではこれまで白身魚の切り身の焼成について検討し、焼成過程で起こるタンパク質変性および焼き色呈色反応について定量化してきた¹⁻³⁾。一方、魚を1尾まるごと焼く場合には、皮によって水分蒸発が抑えられるため、その最適な焼成条件は大きく変わると予想される。そこで、本研究では鮎を食材として、1尾まるごと焼成の検討を行った。

まず、最適な焼成条件の指標とするために、プロの料理人(京都南禅寺瓢亭の高橋英一氏)に炭火を使用した鮎焼成を実演していただいた。その際、焼成中の鮎の温度と環境温度(炭と雰囲気温度)を測定した。また、焼成前後の鮎の重量を測定し、重量減少を求めた。

大学実験室における焼成実験では、上火式魚焼き器を用いて鮎を焼成した。焼成条件は、料理人の焼成調理方法と取得した温度履歴を参考に設定した。焼成中の温度を測定すると共に、重量損率・含水率の変化を測定した。焼成した鮎から中骨を採取し、レオメータを用いて破断試験を行った。また、骨の軟化を一次反応と仮定して、等温試験により骨の軟化速度定数を算出した。

(3) NNによる焼成の最適化

市販のソフト (MATLAB) を用いて NN モデルを構築した。NN モデルにおいては、層数、ノード数、学習関数等の NN 構成要素を指定できる。本研究では次のように指定した。

- ・層数：4
- ・ノード数：10
- ・学習関数：Levenberg-Marquardt 法
- ・活性化関数：双曲正接関数
- ・計算方法：バックプロパゲーション法

4. 研究成果

(1) プロの料理人による焼成実験

プロの料理人による鮎炭焼きの様子を図1に示した。焼成した鮎の見た目は図1からもわかるように程良い焦げ目がついており、実際に食べてみると皮はパリッとし、かつ身はジューシーで鮎独特の風味も感じられた。さらに内臓部分の苦味や骨の口に残る感じが一切せずに頭から尻尾まで食べることができた。鮎の焼成時間は山積み(木炭を数段に重ねる方法)の場合平均約18分で、平積み(木炭を1列に並べる方法)の場合約25分であった。山積みは炭火がより多く炭火の温度が高いことと、鮎と炭火の距離が短くなったためと考えられる。



図1 鮎炭焼きの様子

(2) 研究室における焼成実験

プロの料理人のデータを参考に上火式魚焼き器を用いて鮎の焼成を行った。図2に代表的な実験の温度履歴を示す。鮎の中心温度に着目すると、中心温度が100℃に到達してから焼成終了時まで100℃付近を保持していた。この温度履歴から推算すると、筋原繊維タンパク質の変性は既に完了している。そのため、身がパサつく等の過加熱の恐れがあるが、実際には背肉部の含水率は生試料に比べ約10%の減少であった。これは皮が身の周囲を覆っていることにより外部への水分蒸発を防いでいるためであり、切り身の焼成と大きく異なる点である。また焼成前後における重量損率の変化は約30%であったが、この大部分が身の水分減少ではなく内臓からのドリップ流出であることがMRIによる水分分布測定から推測された。また、生と焼成後の鮎の骨の硬さを測定したところ、焼成後の骨は生の試料と比較して半分程度の硬さとなっていた。したがって、内臓・骨を含め全てが可食かを判断するのに内臓部のドリップ流出および骨の軟化は重要と考えられる。

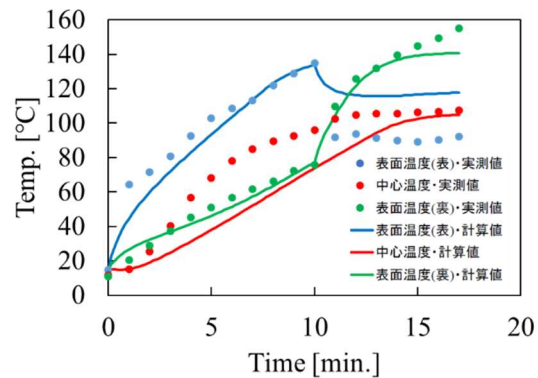


図2 鮎焼成時の温度履歴

(3) 魚焼成過程のシミュレーション

図3に示すように、鮎の形状を模擬して3次元有限要素モデルを作成した。このモデルでは外表面から皮・身・骨・内臓から構成されている。

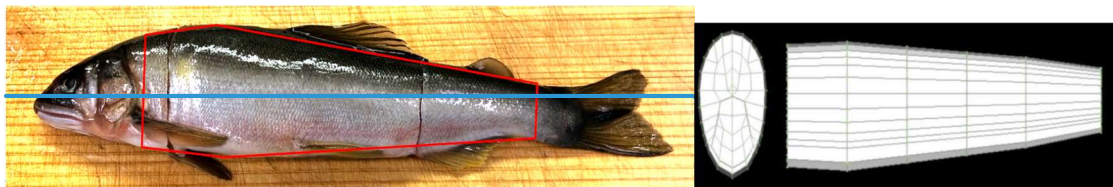


図3 鮎(左)と鮎の3Dモデル(右)

実験室の焼成実験に基づき、上火式魚焼き器を想定し、鮎を1回反転するシミュレーションを行った。図2にシミュレーション結果を実線で示したが、鮎表面温度と中心温度の計算値は実測値(プロット)と良好に一致している。この温度履歴に基づいて計算したタンパク質変性(ミオシン、アクチン)、骨の軟化度、水分分布の計算結果を図4に示す。温度分布において、最初に右側面が高温になり、次いで左側面が高温になっているが、これは反転により加熱面が変わるためである。鮎の焼成においては、中心部まで100℃に到達するため、ミオシン、アクチンともに完

全に変性していることがわかる。また、身の水分は保持されているが、内臓部の水分はドリップとして流出していることが再現されている。さらに、骨についても軟化が進行しているが、軟化度は十分可食の値となっている。以上、可食かつ美味しさの基準となる、タンパク質変性、内臓のドリップを含む水分減少、骨の軟化度をシミュレーションにより定量化できると言える。

(4) NNを用いた焼成の最適化

我々の研究では、これまで切り身魚の焼成について検討を行ってきた¹⁻³⁾。そこでここでは、まず一般的な切り身の焼成の最適化を取り上げた。上火式オーブンによる肉・魚の焼成を想定し、食品表面と中心状態の制御を行う。赤外線温度センサーで表面温度をオンライン測定し、その初期温度データからNNを使って、仕上がり時(中心温度60℃到達時)に表面が適度に焼けるようにヒーター温度を制御することを考える。このときの制御のイメージを図5に示す。

まず、現象を数式化したモデルを用いてシミュレーションを行い、学習データを作成した。以下に例を示す。

熱伝達係数 h_t を10通り、放射伝達係数 ϕ を6通り変えてシミュレーション(合計60通り)した。このときの初期温度 T_{s0} と表面中心温度が初期温度から10℃ずつ(+10~+40℃)上昇する時間(t_{s10}, \dots, t_{s40})と中心温度60℃到達時間 t_{60} を求める。また、ヒーター温度を650℃とし、表面焼き色を制御するために加熱途中でヒーター温度を500℃に降下させる。ヒーター温度を降下させる時間 t_{down} は、各シミュレーションにおいて中心温度が60℃に到達する時点で表面 L^* (明度)が50になるように探索法を用いて決めた。中心温度60℃を終点としたのは、これまでの料理人の調理実演において肉や切り身の魚の焼成終了時の温度であったことによる。また、表面 L^* を50としたのは、彩度が最も大きくなるのが L^* が50付近のとき¹⁾という理由による。

以上より求めた($T_{s0}, t_{s10}, \dots, t_{s40}$)を入力、($t_{60}, t_{down}, h_t, \phi$)を出力として学習データを作成した。学習データを作成する際の計算例を図6に示す。ヒーター温度を650℃で保持した場合、上面端部の温度は上昇し、 L^* も34まで低下するが、ヒーター温度を途中で下げることにより、終了時に $L^*=50$ となることわかる。

学習データでは使用していない $h_t=2.5 \times 10^{-3} \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$ と $\phi=0.32$ を用いてシミュレーションし、制御が可能か検証した。結果を図7に示す。得られた($T_{s0}, t_{s10}, \dots, t_{s40}$)を入力としてNNによる予測を行ったところ、 $t_{60}=231\text{s}$ 、 $t_{down}=94\text{s}$ となった。 $t_{down}=94\text{s}$ として検証のシミュレーションを続けると、終点(231s)において中心温度59.4℃、 $L^*=48.8$ となり、ほぼ目指す値となった。

NNモデルにおいては、入力と出力との間には一般的にブラックボックスであり、予測の根拠は示されない。今回の例では、 t_{60} と t_{down} が予測値として出力されるが、この値で目標が達成されるのか、その根拠は示されない。このことはNNの一つの欠点と考えられる。この欠点をカバーする一つの方法として、現象を表すパラメータを学習データに加え、NNの出力とすることが考えられる。示した例では、加熱条件(h_t と ϕ)を、 t_{60} と t_{down} と合わせて出力している。

上記の例では、 $h_t=2.5 \times 10^{-3} \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$ 、 $\phi=0.315$ と予測された。これらの値を使用して調理過程をシミュレーションし、仕上がり状態を予測することができる。この条件での焼成終了時の断面温度分布および上面焼き色分布を図8(a)、(b)にそれぞれ示した。円筒形を想定しているため、角の領域の温度が上昇し、目標とした上面端部の焼き色が程よくついていることわかる。同図(c)にタンパク質(ミオシン)の変性分布を示したが、周辺部は変性しているが、中は未変性で、適度に変性していることがわかる。この例ではタンパク質変性による収縮・脱水は組み込んでいないが、収縮・脱水を組み込むことにより水分損失の予測も可能となる。さらに、丸魚を対象としてシミュレーションすれば、丸魚焼成の最適化にも適用可能である。

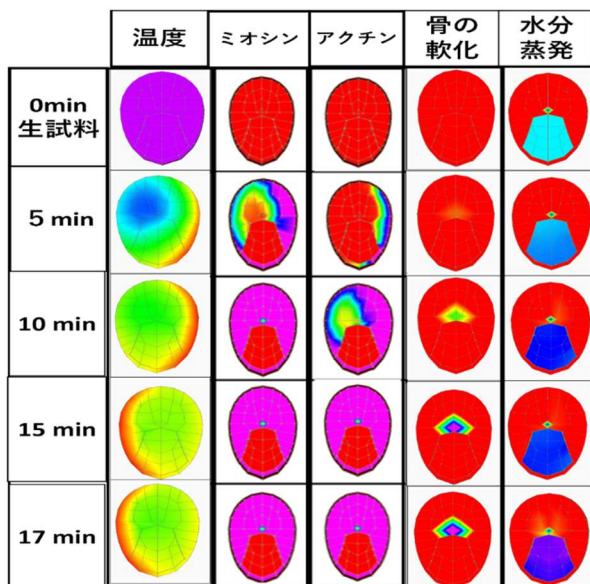


図4 焼成時のシミュレーション結果

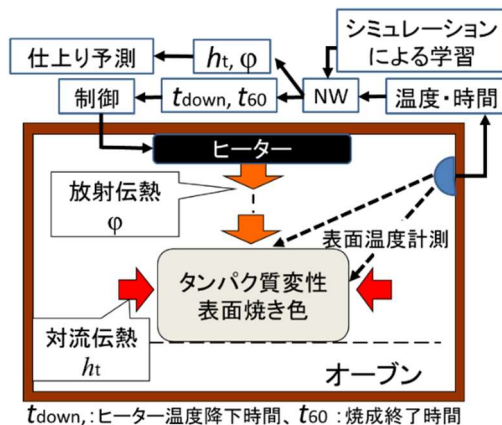
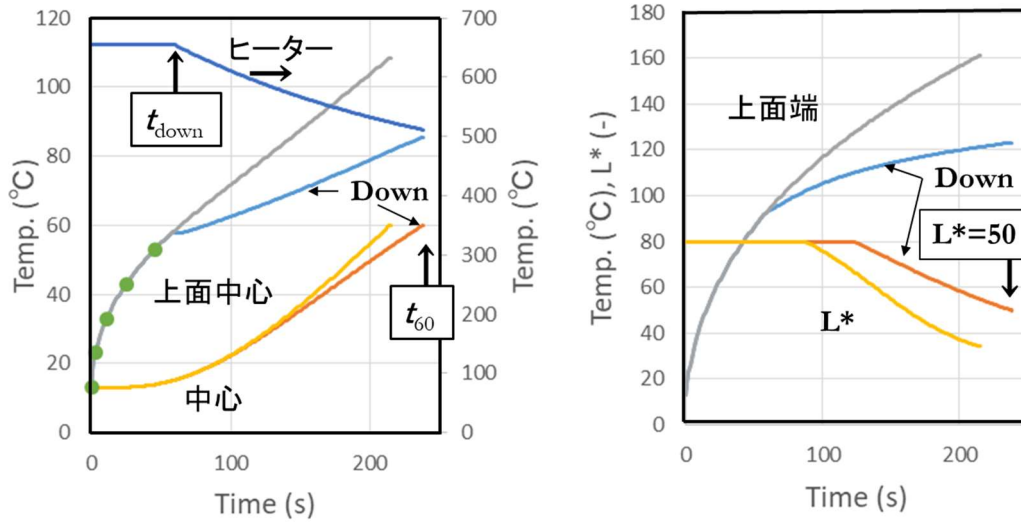


図5 NNを用いた最適焼成のイメージ



(a) 上面と中心の温度変化 (b) 上面端の温度変化と L^* の変化
 図6 ヒーター温度降下による表面焼き色制御 (学習データ)

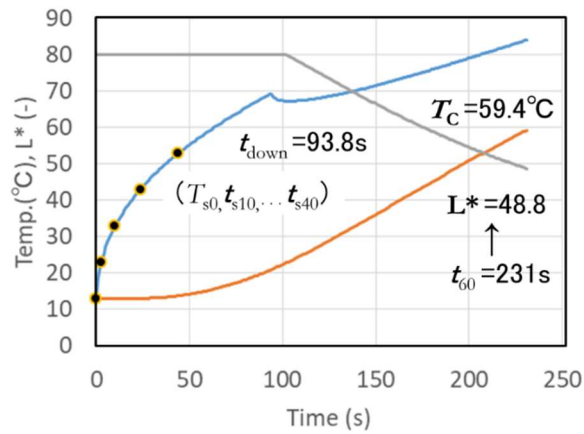
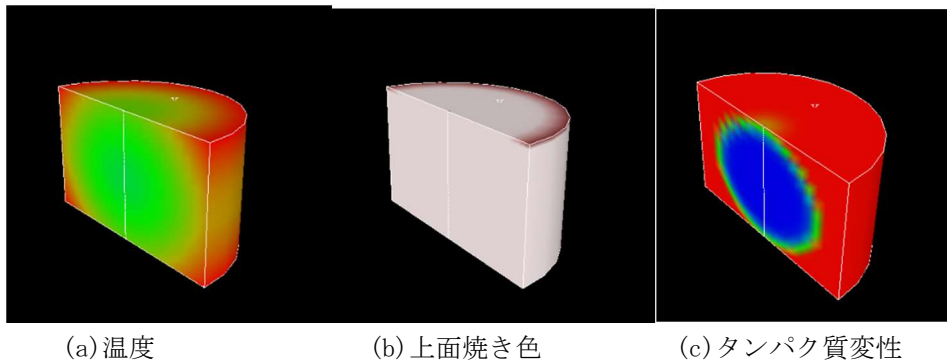


図7 ヒーター温度降下による表面焼き色制御 (検証)



(a) 温度 (b) 上面焼き色 (c) タンパク質変性
 図8 焼成終了時の仕上がり状態

以上、調理実験の代替としてシェフの経験に基づいたシミュレーションにより学習データを作成し、NN と融合させることにより、調理の最適化を図ることができる。また、仕上がり状態を可視化することで、最適とした値の根拠を示すことができると考えられる。

<引用文献>

- 1) M. Nakamura, W. Mao, M. Fukuoka, N. Sakai, Analysis of the color change in fish during the grilling process, Food Science and Technology Research, 17, 471-478 (2011).
- 2) Y. Llave, H. Matsuda, M. Fukuoka, N. Sakai, Comparison of browning colour formation on the surface of fish samples during grilling, Food Science and Technology Research, 20, 85-91 (2014).
- 3) Y. Llave, Y. Terada, M. Fukuoka, N. Sakai: Dielectric properties of frozen tuna analysis of defrosting using a radio-frequency system at low frequencies, Journal of Food Engineering, 139, 1-9 (2014).

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 0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 酒井昇, 福岡美香	4. 巻 149
2. 論文標題 ニューラルネットワークとコンピュータシミュレーションを融合した加熱調理の最適化	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 日本食品機械工業会機関誌「ふーま」	6. 最初と最後の頁 6-9
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
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9件（うち招待講演 1件/うち国際学会 1件）

1. 発表者名 湯野翔太, 福岡美香, 酒井昇
2. 発表標題 オープン加熱における丸鶏焼成の最適調理に関する研究
3. 学会等名 日本食品工学会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 湯野翔太, 福岡美香, 酒井昇
2. 発表標題 オープン加熱におけるビーフステーキ最適調理における研究
3. 学会等名 日本食品工学会2019年度年次大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 中根哲, 福岡美香, 酒井昇
2. 発表標題 ニューラルネットワークを利用したオープン焼成時間の予測及び火力制御の最適化
3. 学会等名 日本食品工学会2019年度年次大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 磯見健太, 福岡美香, 酒井昇
2. 発表標題 魚焼成調理の最適化に向けた熱物質移動・反応の解析
3. 学会等名 日本食品工学会2019年度年次大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 酒井昇, 福岡美香
2. 発表標題 ディープラーニングとコンピュータシミュレーションを融合した調理の最適化
3. 学会等名 国際食品工業展2019アカデミックプラザ
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 酒井昇
2. 発表標題 焼成過程の解析とシミュレーション
3. 学会等名 遠赤外線協会第27回定時総会基調講演（招待講演）
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Shota Yuno, Mika Fukuoka, Noboru Sakai
2. 発表標題 Simulation of beef steak temperature during oven heating process
3. 学会等名 12th Joint International Symposium on Food Science and Technology among NUS, TUMSAT, HU, KU and ZGU (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 三瓶美紗, ラベ イヴァン, 福岡美香, 酒井昇
2. 発表標題 ステーキ調理の最適加熱制御へ向けた調理解析
3. 学会等名 日本食品工学会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 竹谷友希, 磯見健太, ラベ イヴァン, 福岡美香, 酒井昇
2. 発表標題 魚の焼成調理の最適化を目指した熱物質移動ならびに反応解析
3. 学会等名 日本食品工学会
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
研究分担者	福岡 美香 (Fukuoka Mika) (10240318)	東京海洋大学・学術研究院・教授 (12614)	

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
---------	---------