

食肉処理場冷蔵庫内における枝肉表面温度変化の 非線形回帰分析法

足立 泰基[†]

北海道八雲食肉衛生検査所（〒049-3123 二海郡八雲町立岩356）

（2021年2月2日受付・2021年5月25日受理）

要 約

食肉処理場における HACCP プランの科学的根拠を得るために、冷蔵中の枝肉表面温度変化の統計モデル作成が行われているが、区間推定まで行った研究は少ない。本論文の目的は、冷蔵された牛枝肉表面温度の経時的温度測定データをもとに統計学的モデルを作成し、複数の方法による区間推定の結果を比較することである。53頭の牛枝肉の冷蔵庫内における表面温度変化のデータから最小二乗法によってパラメータを推定した。次に、テイラー展開の一次近似式を用いる方法、フィッシャー情報量の逆行列を用いる方法、パラメトリックブートストラップ法及びジャックナイフ法の4種類の方法によってパラメータの信頼区間、枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間を計算した。各区間の値には、顕著な差異は認められず、いずれも枝肉表面温度の区間推定に使用可能であると考えられた。

——キーワード：食肉処理場、HACCP、科学的根拠。

-----日獣会誌 74, 662～669 (2021)

食肉処理場における HACCP による衛生管理で、枝肉の冷却工程の妥当性評価などのために、冷蔵庫搬入後経過時間から枝肉表面温度を推定する数学モデル式の作成が行われることがある [1, 2]。Andreoletti らをメンバーとする欧州食品安全機関 (EFSA) 生物学的ハザード委員会の研究グループ [1] (以下、「EFSA」という。) は、下の (1) 式に基づく枝肉表面温度推定モデルを示している。

$$y = T_a + (T_0 - T_a)e^{-kx} \quad \dots(1)$$

y は枝肉表面の温度、 T_a は平衡状態における温度、 T_0 は入庫時の温度、 k は定数、 x は入庫後経過時間を示している。(1) 式は、ニュートンの冷却の法則を表す微分方程式を解いて得られるものであることから、物体の冷却過程のモデル式の一つとして適切と考えられるが [2]、その一方で解決すべき課題もある。すなわち、推定されたモデルのパラメータ値はばらつきを含むものであり、さらに測定された温度も測定誤差等により値がばらつくため、実際に測定された個々の温度がその施設における異常値か否かを科学的に判断するには区間推定値との比較がよいが、現状では枝肉表面温度の区間推定を

行った先行研究は少ない。さらに、(1) 式のような非線形多変量回帰モデルのパラメータや目的変数の予測値の区間推定を行う方法は複数あり、異なる複数の方法による結果が同等であるか否かを確認する必要がある。

そこで、これらの課題を解決するために、食肉処理場冷蔵庫内における枝肉表面温度変化の非線形回帰分析において、回帰式のパラメータ計算と枝肉表面温度測定値の区間推定を複数の方法で行い、それらの差異を確認したので報告する。具体的には、枝肉表面温度の測定データを用い、EFSA の報告 [1] と同じ方法である最小二乗法で基礎となるモデルを作成し、このモデルを用いて a) テイラー展開の一次近似式を用いる方法 (以下、「a 法」という。), b) フィッシャー情報量の逆行列を用いる方法 (以下、「b 法」という。), c) パラメトリックブートストラップ法 (以下、「c 法」という。) 及び d) ジャックナイフ法 (以下、「d 法」という。) の4つの方法により、パラメータの信頼区間と枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間の推定を試みた。

材料及び方法

温度測定：2020年3月25日～8月17日に北海道内

[†] 連絡責任者：足立泰基（北海道八雲食肉衛生検査所）

〒049-3123 二海郡八雲町立岩356

☎ 0137-63-2480 FAX 0137-63-2490

E-mail : adachi.yasumoto@pref.hokkaido.lg.jp

のM食肉処理場に搬入された牛2,918頭のうち、同一の冷蔵庫で冷却された健康な牛枝肉からランダムに選択(搬入日あたり1~4頭選択)された53頭(うち、乳用肥育牛34頭、黒毛和牛8頭、F1牛8頭、乳用経産牛3頭)の枝肉表面温度を測定した。検査員がと畜検査の傍ら温度測定ロガーを取り付けなければならないことと、と畜作業の障害にならないように測定を行わなければならないことの2点の理由から、搬入直前にロガーを取り付け、冷蔵庫搬入とともに記録を開始するという方法をとることができず、冷蔵庫入口手前の懸肉室で、検査員があらかじめ自動温度記録を15分おきに行うよう設定した(すなわち、校正済み内蔵時計が各正時00分、15分、30分及び45分を示すときに自動記録される)データロガー(TR-52i, ㈱テイアンドデイ, 長野)に、腎臓近傍の脂肪織表層に挿入された温度センサを接続し、枝肉に取り付けた。データロガーを取り付けた枝肉が冷蔵庫に搬入された時刻を別途書面記録し、この書面記録された搬入時刻より後の最初にロガーに温度記録された時点をデータ処理上の搬入時点とし、冷蔵庫から搬出するために扉が開かれる直前の温度記録時点をデータ処理上の搬出時点とした(例:11:35に枝肉にロガーを取り付け、11:55に冷蔵庫搬入された場合、ロガーには11:45以降15分おきのデータが記録されているが、冷蔵庫搬入時間の書面記録(11:55)を参照し、「書面記録された搬入時刻より後の最初にロガーに温度記録された時点」である12:00を搬入時点とし、そのときの表面温度を搬入時点の表面温度とした)。測定データをパーソナルコンピュータに取り出し、温度測定値と搬入後経過時間の散布図を作成するとともに、以下に記載する方法でデータを解析した。データの処理にはR [3] Ver.4.0.3及びPython 3 [4] Ver.3.7.1を用いた。

最小二乗法: 局所最適化アルゴリズムと大域的最適化アルゴリズムの関数を用いて最小二乗法による(1)式のパラメータ計算を行った。局所的最適化を行うRの関数としてEFSAの方法 [1] にならってnls [5] を用いることに加えてさらに、Python 3の関数としてcurve_fit [6] を用いた。また、大域的最適化を行うRの関数としてDEoptim [7], pureCMAES [8] 及びGenSA [9] を用い、Python 3の関数としてbasinhopping [10], brute [11] 及び differential-evolution [12] を用いた。局所最適化の関数には初期値の情報がない場合として、 $T_0=0, T_a=0, k=0$ を用い、次にRの局所最適化関数に対してDEoptimでの計算結果を初期値として用い、Python 3の局所最適化関数に対してはbasinhoppingでの計算結果を初期値として用いて計算を行った。以降の手順では、最小二乗法の推定値としてcurve-fitの計算値を採用し、以下のa法~d法に従ってPython 3で処理を行った。Python 3及びRで標準

装備された倍精度浮動小数点数(有効桁数14桁)を用いて計算を行ったが、論文中では少数点以下第5位を四捨五入したものを示し、異なる手法間での結果の比較が必要な場合は、小数点以下第9位を四捨五入して示した。

a法: curve-fitで得たモデルをもとに、残差平方和を自由度(データ数 n から変数の数3を引いた数)で除したものの平方根を計算することによって残差の標準偏差 $\hat{\sigma}$ を計算した。(1)式の右辺を $f(x_i, \beta)$ (ただし、 $\beta = (T_0, T_a, k)$, i は測定点数 n 以下の自然数)としたとき、

$$f(x_i, \beta) \cong f(x_i, \hat{\beta}) + \nabla f(x_i, \hat{\beta})(\beta - \hat{\beta})$$

と、テイラー展開の一次近似ができる(ただし、 $\hat{\beta}$ は β の推定値)。この式におけるグラジエント $\nabla f(x_i, \hat{\beta})$ を行列 G とし、 $\hat{\sigma}^2(G^T G)^{-1}$ を計算して [13, 14] 得た $\hat{\beta}$ の分散共分散行列の対角要素の平方根を $\hat{\beta}$ の標準偏差とした。グラジエントの計算では、numdifftoolsモジュール [15] を用いた。自由度 $n-3$ の t 分布の上側及び下側2.5%点の値を乗じた値をそれぞれ $\hat{\beta}$ に加えることにより $\hat{\beta}$ の95%信頼区間を得た。

また、0~48時間で0.01時間間隔の搬入後経過時間の数列 $x_j(j=0, 1, 2, \dots, 4801)$ について、 $f(x_j, \hat{\beta})$ 及び $f(x_j, \hat{\beta}) + e$ (e は残差)の分散をデルタ法 [14] に従い以下の(2)及び(3)式を用いて計算した。

$$\text{Var}(f(x_j, \hat{\beta})) = \nabla f(x_j, \hat{\beta}) \text{Var}(\hat{\beta}) \nabla f(x_j, \hat{\beta})^T \quad \dots(2)$$

$$\text{Var}(f(x_j, \hat{\beta}) + e) = \nabla f(x_j, \hat{\beta}) \text{Var}(\hat{\beta}) \nabla f(x_j, \hat{\beta})^T + \hat{\sigma}^2 \quad \dots(3)$$

$\text{Var}(f(x_j, \hat{\beta}))$ 及び $\text{Var}(f(x_j, \hat{\beta}) + e)$ の平方根に自由度 $n-3$ の t 分布の上側及び下側2.5%点の値を乗じた値をそれぞれ $\hat{\beta}$ に加えることにより搬入後経過0~48時間の枝肉表面温度の期待値と信頼区間、予測区間を0.01時間間隔で計算し、グラフを作成した。

b法: 温度推定値の誤差 e_i (i は測定点数 n 以下の自然数)が正規分布に従う、すなわち、 $e_i \sim \mathcal{N}(0, \hat{\sigma}^2)$ と仮定し、 $e_i = y_i - f(x_i, \hat{\beta})$ の尤度関数を $\mathcal{L}(\hat{\beta}, x_i)$ (ただし、 y_i は温度測定値)としたときに、

$$\begin{aligned} I(\hat{\beta}) &= -\frac{\partial^2}{\partial \beta \partial \beta'} \ln \mathcal{L}(\hat{\beta}, x_i) \\ &= \frac{1}{2\sigma^2} \frac{\partial^2}{\partial \beta \partial \beta'} (\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \hat{\beta}))^2) \quad \dots(4) \end{aligned}$$

で定義されるフィッシャー情報量 $I(\hat{\beta})$ の逆行列が中心極限定理によって $\hat{\beta}$ の分散の値に近似できる [15] ことに基づき、(4)式の逆行列を計算することによって $\hat{\beta}$ の分散共分散行列 $\text{Var}(\hat{\beta})$ を計算し、対角要素の平方根を $\hat{\beta}$ の標準偏差とした。その際(4)式の σ^2 として

curve-fit で得た残差平方和をデータ数 n で除した値 $\hat{\sigma}_{ml}^2$ を用いた. なお, (4) 式の

$\frac{\partial^2}{\partial \beta \partial \beta'} (\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \hat{\beta}))^2)$ は, $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \hat{\beta}))^2$ を 2 階偏微分した行列であり, ヘッセ行列と呼ばれる. (4) 式のヘッセ行列部分の計算実行は容易ではないため, 下の (5) 式に示す変形 [16] を行ってから計算した.

$$\begin{aligned} & \frac{\partial^2}{\partial \beta \partial \beta'} (\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \hat{\beta}))^2) \\ &= 2 \sum_{i=1}^n \left(\left(\frac{\partial}{\partial \beta} f(x_i, \hat{\beta}) \right) \left(\frac{\partial}{\partial \beta} f(x_i, \hat{\beta}) \right)' \right. \\ & \quad \left. - \frac{\partial^2}{\partial \beta \partial \beta'} f(x_i, \hat{\beta}) (y_i - f(x_i, \hat{\beta})) \right) \quad \dots (5) \end{aligned}$$

この値をもとに, a 法と同様に $\hat{\beta}$ の信頼区間を計算し, さらに搬入後経過 0~48 時間後の枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間を計算してグラフを作成した.

c 法: ブートストラップ法 [7] を用いて $\hat{\beta}$ の信頼区間, 枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間を計算した. 具体的には, $\ell = 1, 2, \dots, L$ (L は試行回数), $i = 0, 1, 2, \dots, n$ について,

$$y_i^{(\ell)} = f(x_i, \hat{\beta}) + \hat{\sigma} \varepsilon_i^{(\ell)} \quad (\text{ただし } \varepsilon_i^{(\ell)} \text{ は正規分布する乱数}) \quad \dots (6)$$

を計算することによって得た L 組のデータセットについて, それぞれ curve-fit 関数を用いた最小二乗法によるパラメータ推定を合計 L 回実施した (本研究においては試行回数 L を 5,000 とした). 計算によって得た L 個のベクトル $\hat{\beta}^{(\ell)}$ ($\ell = 1, 2, \dots, L$) の各要素について, 97.5% 点 ($\hat{\beta}_{mc97.5}$) 及び 2.5% ($\hat{\beta}_{mc2.5}$) 点を求めた. さらに,

$$CI(\hat{\beta})_{95} = \left[\hat{\beta} + \frac{qt_{2.5, n-3}}{q\mathcal{N}_{2.5}} (\hat{\beta}_{mc2.5} - \hat{\beta}), \hat{\beta} + \frac{qt_{97.5, n-3}}{q\mathcal{N}_{97.5}} (\hat{\beta}_{mc97.5} - \hat{\beta}) \right] \quad \dots (7)$$

式によって分位値を正規分布から t 分布へと変換した [17] ものをパラメータの信頼区間とした.

また, 枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間を求めるために, さらに以下の処理を行った. すなわち, 0~48 時間で 0.01 時間間隔の搬入後経過時間の数列 x_j ($j = 0, 1, 2, \dots, 4,801$) について (6) 式の計算を行い, さらに最小二乗法で推定した $\hat{\beta}^{(\ell)}$ ($\ell = 1, 2, \dots, L$) について $f(x_j, \hat{\beta}^{(\ell)})$ 及び $f(x_j, \hat{\beta}^{(\ell)}) + \hat{\sigma} \varepsilon_j^{(\ell)}$ を計算し, 2.5% 及び 97.5% 点について (7) 式の変換を行ったものを枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間とし, グラフを作成した.

d 法: n 個の測定データのうち, i 番目 (i は測定点数 n 以下の自然数) のデータを削除したデータセット n

組を用いて前記の最小二乗法による推定を n 回繰り返し, 各回の推定パラメータ $\hat{\beta}_{(i)}$ (i は, i 番目のデータが削除されていることを意味する) について,

$$\hat{\beta}_{jack} = n \hat{\beta} - (n-1) \hat{\beta}_{(\cdot)} \quad \dots (8)$$

$$\sqrt{\text{Var}(\hat{\beta}_{jack})} = \left[\frac{n-1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\beta}_{(i)} - \hat{\beta}_{(\cdot)})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad \dots (9)$$

$$\text{ただし } \hat{\beta}_{(\cdot)} = \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_{(i)} / n$$

を計算することによって, バイアス補正されたジャックナイフ推定値 $\hat{\beta}_{jack}$ とその標準偏差を求め [17], パラメータの期待値と標準偏差とした. さらに, これらを用いて a 法と同様にパラメータの信頼区間を計算した (成績の項に記載するとおり n は 4,206 である). また, 枝肉表面温度の信頼区間を, $\text{Var}(f(x_j, \hat{\beta}_{jack}))$ ($j = 0, 1, 2, \dots, 4,801$) の平方根に自由度 $n-3$ の t 分布の上側及び下側 2.5% 点の値を乗じた値をそれぞれ $\hat{\beta}_{jack}$ に加減することにより計算した. さらに, 枝肉表面温度の予測区間を求めるために Lei ら [18] のアルゴリズム 3 に従い, $f(x_j, \hat{\beta}_{(i)})$ と y_i の差の絶対値の 95% 値を $f(x_j, \hat{\beta}_{jack})$ から加減した値を計算して予測区間とし, グラフを作成した.

成 績

温度測定: 枝肉表面温度測定値と搬入後経過時間の散布図を図 1 に示す. 測定点の数 (すなわち, 図 1 中にプロットされた点の数) は, 4,206 点であった.

最小二乗法: 最小二乗法による (1) 式のパラメータ計算結果を表 1 に示す. 初期値の情報がない場合に nls はエラーのため計算を行うことができなかった. 一方 curve-fit と 6 種類の大域的最適化関数は, 計算を実行できた. また, 大域的最適化関数の計算値を初期値に用いた場合として, DEoptim の計算結果を初期値として用いた nls と basinhopping の計算結果を初期値として用いた curve-fit の両者は計算結果を出力することができ, 両者の出力は 3 パラメータとも小数点以下第 7 位まで同じ値であった.

a 法: T_0 , T_a , k 各々の期待値 (すなわち $\hat{\beta}$), 標準偏差と 95% 信頼区間の値を表 2 に示す. また, $\hat{\sigma}$ の値は, 3.1904 であった. 枝肉表面温度の期待値と信頼区間・予測区間を図 2a に示し, 冷却開始 12 時間後の数値を表 3 に示す. 搬入後 24 時間以降においては枝肉表面温度の期待値及び両区間ともに平坦に推移したため, グラフには 24 時間までの結果を示している (b~d 法においても同様).

b 法: T_0 , T_a , k 各々の期待値, 標準偏差と 95% 信頼区間の値を表 2 に示す. また, $\hat{\sigma}_{ml}$ の値は 3.1893 であった. 枝肉表面温度の期待値と信頼区間・予測区間を図

表1 最小二乗法による (1) 式のパラメータ計算結果

| 最適化の方法 | 関数の名称 | 初期値を全て0とした場合 | | | 大域的最適化関数 ²⁾ の計算値を初期値に用いた場合 | | |
|--------|------------------------|---------------------|-------------|------------|---------------------------------------|-------------|------------|
| | | T_0 | T_a | k | T_0 | T_a | k |
| 局所最適化 | nls | Error ¹⁾ | Error | Error | 19.53461156 | -0.74096081 | 0.13929103 |
| | curve_fit | 19.53461151 | -0.74096092 | 0.13929103 | 19.53461157 | -0.74096080 | 0.13929103 |
| 大域的最適化 | DEoptim | 19.53461161 | -0.74096081 | 0.13929103 | — | — | — |
| | pureCMAES | 19.53461157 | -0.74096082 | 0.13929103 | — | — | — |
| | GenSA | 19.53461160 | -0.74096072 | 0.13929104 | — | — | — |
| | basinhopping | 19.53461083 | -0.74096158 | 0.13929101 | — | — | — |
| | brute | 19.53460273 | -0.74099247 | 0.13929073 | — | — | — |
| | differential-evolution | 19.53462433 | -0.74095726 | 0.13929116 | — | — | — |

1) 「パラメータの初期値で勾配行列が特異です」というエラーメッセージが出力されたため、値を得られず。
 2) 局所最適化関数が nls の場合、大域的最適化関数に DEoptim を用い、curve_fit の場合は basinhopping を用いた。
 —：実施せず

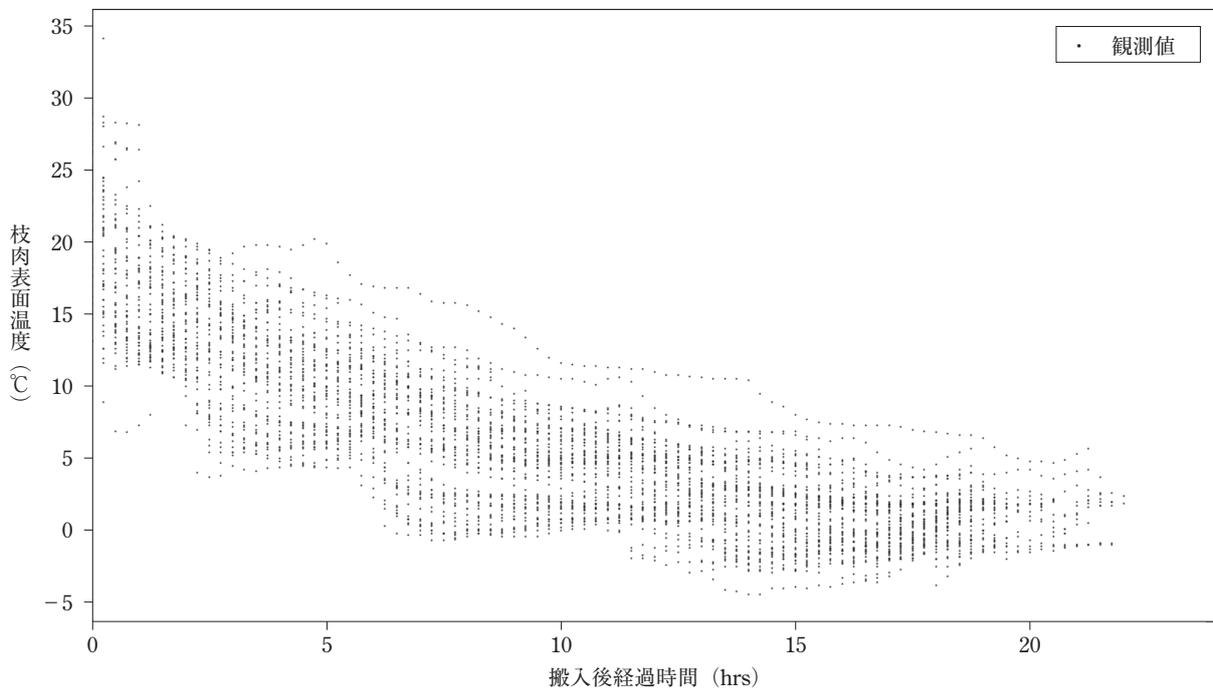


図1 枝肉表面温度測定値と搬入後経過時間の散布図

2b) に示し、冷却開始 12 時間後の数値を表 3 に示す。

c 法： T_0 、 T_a 、 k 各々の期待値、標準偏差と 95% 信頼区間の値を表 2 に示す。枝肉表面温度の期待値と信頼区間・予測区間を図 2c) に示し、冷却開始 12 時間後の数値を表 3 に示す。

d 法： T_0 、 T_a 、 k 各々の期待値、標準偏差と 95% 信頼区間の値を表 2 に示す。枝肉表面温度の期待値と信頼区間・予測区間を図 2d) に示し、冷却開始 12 時間後の数値を表 3 に示す。

表 2、図 2a)~2d) では、4 つの方法の間に顕著な差はみられなかったが、表 2 に示された T_0 の標準偏差の値は、a 法~c 法では小数点以下第二位まで同じ値 (0.1851~0.1871) であるのに対し、d 法では 0.2569 であり、a~c 法より大きな値であった。

図 2) における 4 つの方法の差を数値として把握するために、冷却開始 12 時間後の期待値と両区間の値を抽出し、表 3 に示しているが、信頼区間はいずれの方法も最小二乗法の期待値 $\pm 0.12^\circ\text{C}$ に収まっており、予測区間の最も広い a 法と狭い d 法の両限界値の差についても 0.16°C 未満であり、データロガー TR52i の精度 $\pm 0.3^\circ\text{C}$ より小さな値であった。

考 察

衛生的な食肉生産において食肉の温度管理はきわめて重要であり、冷蔵庫内に懸垂された枝肉の表面温度はそのための管理指標の一つである。管理の信頼性を高めるために庫内の枝肉表面温度を常時全数測定できればよいが、容易なことではない。それに代替する方法の一つと

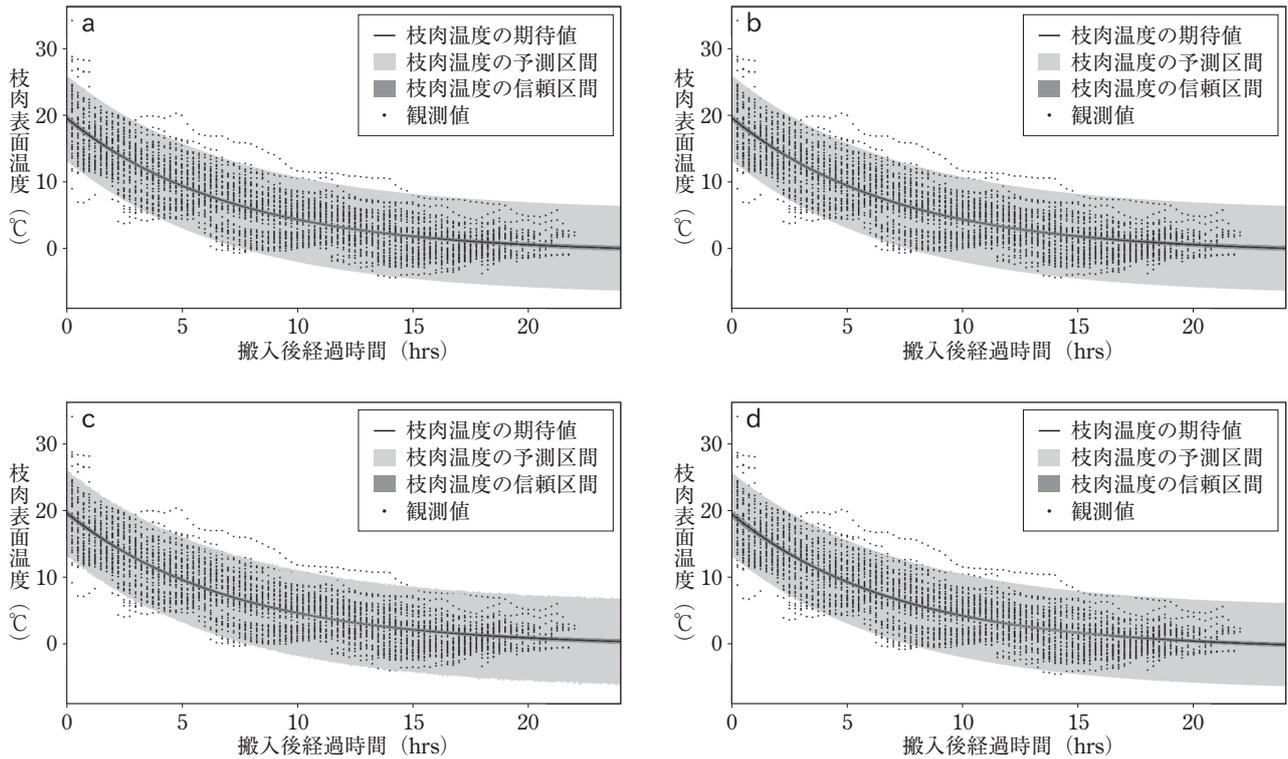


図2 枝肉表面温度の期待値と信頼区間・予測区間

- a: テイラー展開の一次近似式を用いる方法
- b: フィッシャー情報量の逆行列を用いる方法
- c: パラメトリックブートストラップ法
- d: ジャックナイフ法

表2 各パラメータの期待値, 標準偏差と95%信頼区間

| | T_0 | | T_a | | k | |
|----|----------------|-----------------|----------------|-----------------|---------------|---------------|
| | 期待値±標準偏差 | 95%信頼区間 | 期待値±標準偏差 | 95%信頼区間 | 期待値±標準偏差 | 95%信頼区間 |
| a法 | 19.5346±0.1860 | 19.1701~19.8992 | -0.7410±0.2066 | -1.1460~-0.3359 | 0.1393±0.0042 | 0.1310~0.1476 |
| b法 | 19.5346±0.1871 | 19.1678~19.9015 | -0.7410±0.2089 | -1.1505~-0.3314 | 0.1393±0.0043 | 0.1309~0.1477 |
| c法 | 19.5346±0.1851 | 19.1824~19.9089 | -0.7410±0.2047 | -1.1600~-0.3541 | 0.1393±0.0042 | 0.1313~0.1476 |
| d法 | 19.5334±0.2569 | 19.0297~20.0371 | -0.7348±0.2003 | -1.1275~-0.3420 | 0.1393±0.0049 | 0.1297~0.1489 |

して考えられるのは、平常操業時に冷蔵されている枝肉を複数選択して温度変化データを集め、同データをもとに統計学的モデルを作成し、冷蔵庫内温度がデータ収集時と同様であれば枝肉表面温度は同モデルの範囲内であると推定する手法であるが、(1)式のような非線形関数への回帰では、パラメータの期待値と区間推定を計算できる複数の方法の中で、どの方法を選択すべきかの判断に供する先行研究は少ない。本研究では、測定データを(1)式に回帰させたときのパラメータの値、パラメータの信頼区間、枝肉表面温度の信頼区間及び予測区間の計算を行っており、これらを計算する意義については冒頭に述べたとおりだが、(1)式のような非線形関数に回帰させる場合には、数学的に明らかな解としてパラメータを特定できず、さらにBatyら[19]は、非線形回帰において起こる3つの問題を指摘している。すなわち、(i)非線形回帰で用いられる反復推定には初期値

表3 冷却開始12時間後の枝肉表面温度の期待値と信頼区間・予測区間

| | 期待値(°C) | 95%信頼区間(°C) | 95%予測区間(°C) |
|----|---------|---------------|----------------|
| a法 | 3.0700 | 2.9537~3.1866 | -3.1859~9.3262 |
| b法 | 3.0700 | 2.9537~3.1866 | -3.1836~9.3239 |
| c法 | 3.0700 | 2.9580~3.1858 | -3.1697~9.3071 |
| d法 | 3.0761 | 2.9640~3.1882 | -3.0341~9.1863 |

が必要だが、選択された初期値によっては値が収束せず、エラーが発生する。(ii)解析プログラムが最適値に収束せずに準最適値(すなわち局所的な最適値)を出力することがある。(iii)モデルパラメータの信頼区間の計算では線形性と正規分布を仮定しているため、適切ではない計算結果となる場合があることである。また、Pintér[20]は、非線形回帰の最適化を行うソフトウェアの中で有効な解を確実に保証できるものはないと指摘

している。そこで本研究では異なる複数の方法で計算し、比較を行った。

(1) 式のパラメータの期待値を計算するために、まず R の nls 関数と Python 3 の curve-fit 関数を用いた。nls 関数は幅広い研究分野で用いられており、EFSA の研究 [1] でも用いられているが、本研究では Baty ら [19] の指摘する問題 (i) により、nls 関数はエラーを発生し、計算結果を出力しなかった。nls 関数は、Gauss-Newton アルゴリズムを使用しているが、curve-fit 関数は Levenberg-Marguardt アルゴリズムを用いており、アルゴリズムの違いが結果の差となったと考えられる。本結果が両関数の性能の優劣に関係するかどうかは不明であるが、以降の処理で最小二乗法の期待値として、エラーを起こさなかった curve-fit 関数の出力を用いた結果を本論文に記載している。ただし、表 1 のとおり、大域的最適化関数の出力を初期値とすると両者はほぼ同じ結果を出力し (どの最適化関数の出力を用いても結果の差は小さい)、この nls の出力結果から R を用いて a 法～d 法の処理を行った場合も、Python 3 と同様の結果が得られる (結果には記載していない)。

次に Baty ら [19] の指摘する問題 (ii) と Pintér [20] の指摘に対応するため、アルゴリズムの異なる 6 種類の大域的最適化関数を用いて (1) 式のパラメータを計算した (表 1)。その結果、curve-fit 関数と小数点以下第 4 位まで同一の値であることがわかり、curve-fit 関数の出力は、準最適値ではない可能性が高いと考えられた。

標準偏差の計算では a 法でテイラー展開の一次近似を用いた最小二乗法、b 法で最尤推定法を用いている。正規分布を仮定する場合、最小二乗法と最尤推定法の分散共分散行列 $\text{Var}(\hat{\beta})$ の理論値は等しい [4]。表 2 では、標準偏差の差 (b 法 - a 法) は、 T_0 で 0.0011 (対 a 法比 +0.6%)、 T_a で 0.0023 (同 +1.1%)、 k で 0.0001 (同 +2.4%) であり、 T_0 に関する d 法と a 法の差が 0.0709 (同 +38.1%) であることと比較すると、a 法と b 法の差は僅少であり、妥当な計算結果であったと考えられる。Ritz ら [21] は、2 値データやカウントデータへの回帰では最尤推定を用いることを勧めているが、ここでは a 法と b 法ともに正規分布を仮定しているため、どちらを用いても問題ないと考えられる。また、a 法と b 法では、枝肉表面温度の信頼区間と予測区間の計算でデルタ法を用いている。デルタ法を用いて非線形回帰での信頼区間と予測区間の計算を行っている先行研究の例として、Ritz ら [21] や Cox ら [22] などが存在するが、冷却中の食肉の温度について両区間を計算した研究はデルタ法であるか否かに関わらずあまりみられない。

c 法では、パラメトリックブートストラップ法を用いて計算を行っている。ブートストラップ法のメリットの一つは、a 法、b 法で用いた数式 (すなわち (2) 式～(5)

式) を用いることなく処理ができることである。図 2c のとおり、予測区間の曲線に微細な凹凸を生じてはいるが、おおむね差はなく、表 3 のとおり 12 時間後の信頼区間と予測区間の差は、a 法と比較すると最大で 0.0043°C 及び 0.0191°C の差である。c 法では、a 法または b 法のような複雑な理論式を用いることなく同等の結果を得られることがわかった。

d 法ではジャックナイフ法を用いており、この方法は c 法と同じリサンプリングメソッドであるが、a、b 法で行っている線形性の仮定や、c 法で行っている正規分布の仮定を伴わないノンパラメトリックブートストラップ法に属するため、Baty ら [19] の指摘する問題 (iii) への対応が可能となる方法である。表 2 のパラメータの値では、 T_0 の標準偏差が他の 3 法よりも大きい、図 2 でみれば顕著な差は認められず、表 3 の枝肉表面温度の予測区間も a 法の予測区間内であった。

冷蔵庫内の枝肉表面温度を推定するために、(1) 式もしくはそれに類似する非線形回帰式を用いると、Baty ら [19] や Pintér [20] の指摘する課題に直面することによって解を得られない場合がないとはいえないが、本研究結果において検討では、実際の温度管理方法に影響するほどの計算値の大きな違いが異なる計算方法の間に現れる可能性は低く、いずれの方法も用いることができることが示唆された。

全国の食肉衛生検査所の中には、Excel に標準装備された VBA 以外のプログラミング言語を利用できない環境もあると考えられるが、VBA は科学計算には適しておらず、本研究の処理を行うことは容易ではない。統計計算に限定すると R が有用であるが、現在 Python 3 の利用が世界の非常に多くの分野で進んでいる (IEEE Top Programming Languages 2020 (<http://spectrum.ieee.org/at-work/tech-careers/top-programming-language-2020>), (accessed 2021-1-15) では、Python 3 が第 1 位である)。近い将来、官公庁の業務において何らかのプログラミング言語が Excel 並みに使用されるようになるならば、Python 3 が選択される可能性は高く、本論文では Python 3 を用いた計算結果を報告した。本論文の方法は、他のプログラミング言語でも使用できるものであるが、科学計算を不自由なく使用できる言語で使用されることが必要である。

本研究の方法を用いて、国内のすべての食肉処理場における枝肉表面温度変化の解析が可能と考えられるが、枝肉表面温度測定 (以下温度測定) の方法について留意すべき点がある。環境要因によって枝肉の温度が変化する可能性がある場合は、特定の状況に偏らないように温度測定すべきである。具体例をあげると、季節や気候によって処理室の気温が大幅に変化する場合、その変域を網羅するような調査期間を設定することが望ましい。季

節変化の影響を受けなくするために、通年で温度測定を行うことも有効と考えられる。他の環境要因の例として、冷蔵庫内における枝肉の位置の影響があげられる。また、枝肉の温度変化は、ニュートンの冷却の法則に基づき、枝肉の組成、質量及び表面積の影響を受けると考えられることから、牛の月齢や品種の影響を受けると推定される。したがって、測定を行う食肉処理場の搬入実態を反映するような品種・月齢の枝肉を選択し、温度測定を行うことが望ましい。

本研究の限界について述べる。本研究は、4種類の区間推定による結果に差がないことと、モデル作成手順を確認することを目的としている。解析には、道内の特定の食肉処理場の同一の冷蔵庫に搬入された53頭の牛の枝肉の表面温度を用いており、測定個体をランダムに選択し、庫内における枝肉の位置を確認し、おおむね偏りがなくとも確認している。しかし、前述の温度測定に関する最適化を完全には考慮しておらず、たとえばデータ採取期間が3~8月であり、通年で季節変化を反映したものはなっていない。また、15分おきに自動記録するロガーを取り付けた状態で枝肉を搬入しているため、最初の測定点と正確な搬入時点の間には0~15分の開きがある。そこで、(1)式及びa法による期待値から最初の15分間の温度低下を計算したところ、0.694℃であり、 T_0 の値の推定値が最大で0.694℃程度低く見積もられている可能性があることがわかった。搬入直後の温度を正確に記録するためには、測定間隔を本方法で採用した15分よりも狭くするのがよいであろう。たとえば1分おきに測定した場合、データの量は大幅に増加するが、本研究の方法を問題なく使用できる。以上に述べたとおりの限界はあるものの、本研究は、区間推定のための4つの方法を比較することを主目的とし、これら4つの方法で同一の測定データを用いているため、上記の限界が、本研究の結果を左右することはない。

令和2年2月、(公財)日本食肉生産技術開発センターがHACCPに基づく衛生管理として示した「と畜場におけると殺・解体処理の衛生管理計画作成のための手引書」によると、枝肉の温度管理に関しては深部が10℃以下となるように管理することになっている。本論文は専ら表面温度測定について検討したものであるが、深部の温度変化もニュートンの冷却の法則に従った温度変化を考えると考えられ、本論文の方法で回帰式のパラメータ値及び区間推定が可能であると考えられる。深部温度の測定のために枝肉を侵襲することについて食肉処理場の理解が必要となるが、深部温度の解析結果を示すことによって、HACCPプランの科学的妥当性をさらに強固に担保することになるであろう。

本研究は、データの統計計算法に関するものであり、測定を行った食肉処理場冷蔵庫の衛生管理の妥当性等に

ついては本論文中で述べず、別途報告する予定である。

最後に、温度測定データの取得にご協力いただいた北海道八雲食肉衛生検査所食肉検査課各位に深謝する。

引用文献

- [1] Andreoletti O, Baggesen DL, Bolton D, Butaye P, Cook P, Davies R, Escamez PSF, Griffin J, Hald T, Havelaar A, Koutsoumanis K, Lindqvist R, MacLauchlin J, Nesbakken T, Maradona MP, Ricci A, Ru G, Sanaa M, Simmons M, Sofos J, Threlfall J : Scientific Opinion on the public health risks related to the maintenance of the cold chain during storage and transport of meat. Part 1 (meat of domestic ungulates), EFSA J, 12, 3601 (2014), (online), (DOI: 10.2903/j.efsa.2014.3601), (accessed 2020-12-18)
- [2] Overholt MF, Arkfeld EK, Bryan EE, King DA, Wheeler TL, Dilger AC, Shackelford SD, Boler DD : Effect of hot carcass weight on the rate of temperature decline of pork hams and loins in a blast-chilled commercial abattoir, J Anim Sci, 97, 2441-2449 (2019)
- [3] Ihaka R, Gentleman R : R: A language for data analysis and graphics, J Comput Graph Stat, 5, 299-314 (1996)
- [4] Van Rossum G, Drake FL : Python 3 Reference manual, 1-242, Create Space, Scotts Valley (2009)
- [5] Bates DM, Watts DG : Nonlinear regression analysis and its applications, 290-304, Wiley, New York (1988)
- [6] Moré JJ : The levenberg-marquardt algorithm: implementation and theory, Numerical Analysis: Lecture Notes in Mathematics, Watson GA eds, 630, 105-116, Springer, Berlin (1978)
- [7] Mullen K, Ardia D, Gil D, Windover D, Cline J : DEoptim: An R package for global optimization by differential evolution, J Stat Softw, 40, 1-26 (2011)
- [8] Hansen N, Ostermeier A : Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies, Evol Comput 9, 159-195 (2001)
- [9] Xiang Y, Gubian S, Suomela B, Hoeng J : Generalized simulated annealing for efficient global optimization: the GenSA package for R, R J, 5, 13-28 (2013)
- [10] Wales DJ, Doye JPK : Global optimization by basin-hopping and the lowest energy structures of Lennard-Jones clusters containing up to 110 atoms, J Phys Chem A, 101, 5111-5116 (1997)
- [11] Heule MJH, Kullmann O : The science of brute force, Commun ACM, 60, 70-79 (2017)
- [12] Storn R, Price K : Differential Evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, J Global Optim, 11, 341-359 (1997)
- [13] Rawlings JO, Pantula SG, Dickey DA : Applied regression analysis: A Research tool, 2nd ed, 87-92, Springer-Verlag, New York (1998)
- [14] Weigberg S : Applied linear regression, 3rd ed, 284-286, Wiley-Interscience, New Jersey (2005)
- [15] Miura K : An introduction to maximum likelihood

- estimation and information geometry, *Interdisciplinary Information Sciences*, 17, 155-174 (2011)
- [16] Lassen H, Medley P : Error models and estimation, *Virtual population analysis-A practical manual for stock assessment*, Venema SC, eds, 34-48, FAO, Roma (2001)
- [17] Efron B, Tibshirani RJ : *An Introduction to the bootstrap*, 1st ed, Springer-Verlag, New York (1993)
- [18] Lei J, G'Sell M, Rinaldo A, Tibshirani RJ, Wasserman L : Distribution-free predictive inference for regression, *J Am Stat Assoc*, 113, 1094-1111 (2018)
- [19] Baty F, Ritz C, Charles S, Brutsche M, Flandrois JP, Delignette-Muller ML : A toolbox for nonlinear regression in R: The package nlstools, *J Stat Softw*, 66, 5 (2015), (online) (DOI: 10.18637/jss.v066.i05), (accessed 2021-1-15)
- [20] Pinter JD : How difficult is nonlinear optimization? a practical solver tuning approach, with illustrative results, *Ann Oper Res*, 265, 119-141 (2018)
- [21] Ritz C, Baty F, Stribig JC, Gerhard D : Dose-response analysis using R, *PLoS One*, 10, e0146021 (2015), (online), (DOI: 10.1371/journal.pone.0146021), (accessed 2020-11-11)
- [22] Cox C, Ma G : Asymptotic confidence bands for generalized nonlinear regression models, *Biometrics*, 51, 142-150 (1995)

Nonlinear Regression for Modeling of Temperature Changes of Carcass Surface During Cold Storage at the Slaughterhouse

Yasumoto ADACHI[†]

**Hokkaido Yakumo Meat Inspection Center, 356 Tateiwa, Yakumo-cho, Futami-gun, 049-3123, Japan*

SUMMARY

Although statistical models for changes in the temperature of carcass surfaces have been developed to obtain scientific evidence for the HACCP plan, little research has been conducted into interval estimation. The aim of this paper was to develop a statistical model for surface temperature changes of cattle carcasses during cold storage and to compare methods for interval estimation. The model parameters were estimated from the observed surface temperature changes of 53 cattle during cold storage by the method of least squares. Then, the confidence intervals of parameters, the confidence intervals and the prediction intervals of carcass surface temperatures were calculated using four methods: first order Taylor series approximation, the inverse of the Fisher information matrix, parametric bootstrap and jackknife. Results did not vary significantly among the four methods. Therefore, it is assumed that these four methods can be used to calculate the interval estimation of the carcass surface temperature. — Key words : Slaughterhouse, HACCP, Scientific evidence.

[†] Correspondence to : Yasumoto ADACHI (*Hokkaido Yakumo Meat Inspection Center*)

356 Tateiwa, Yakumo-cho, Futami-gun, 049-3123, Japan

TEL 0137-63-2480 FAX 0137-63-2490 E-mail : adachi.yasumoto@pref.hokkaido.lg.jp

J. Jpn. Vet. Med. Assoc., 74, 662 ~ 669 (2021)