CFD シミュレータを用いたダイカストスプルー形状最適化*

金澤 賢一[†]・矢野 賢一[‡]

Optimization of Sprue Shape for Die Casting Using CFD Simulator*

Ken'ichi KANAZAWA[†] and Ken'ichi YANO[‡]

Computational fluid dynamics (CFD) simulators have recently been used for optimization in die casting and various other fields. However, solving an optimization problem with a CFD simulator (CFD optimization problem) has the issue of uncertainty in the evaluated values from the CFD simulations. Such problems are, of course, difficult to optimize compared to general problems. In this paper, we propose an optimization algorithm that can search for good solutions to CFD optimization problems. We have applied the algorithm to the optimization of the sprue shape for die casting at an actual plant.

1. 緒言

近年, CFD (Computational Fluid Dynamics: 数値流体力学) シミュレータの発展によりコンピュータを用いた流体の挙動解析が可能となっている. CFD とは, 流体運動に関する偏微分方程式を数値的に解くことで流体の解析を実現する技術のことであり, コンピュータの演算能力の向上や低価格化に伴い, さまざまな分野で普及している [1]. また, ダイカストなどの鑄造分野においても, 溶湯の可視化が可能となり, 品質の向上を目的とした流体の流れやそれを決定する形状の最適化にも適用されている [2].

従来までに CFD シミュレータを援用した最適化に関する研究は幅広い分野でなされている. 大林らは遺伝的アルゴリズム (以下, GA) を用いて, CFD 計算により超音速旅客機の主翼形状の最適化を行った [3]. また著者らも同じく GA を用いて, ダイカストの空気巻き込み欠陥を低減するプランジャ射出速度の最適化や, アルミ重力鑄造の注湯制御入力最適化を行っている [4,5].

しかしながら, CFD シミュレータは数値計算上の誤差により, 解析結果にも誤差が発生し得るという問題がある. このような誤差を含んだ不確実な解析結果を評価関数とする最適化問題 (以下, CFD 最適化問題) に対し, GA などの最適化アルゴリズムを適用した場合, 数値上の最適解は発見することができても, 実現象においても最適となる解を得ることは困難となる場合がある.

そこで本研究では, CFD 最適化問題のような実際の実験値とコンピュータ上の解析値に誤差が存在する場合の最適化問題に対し, より正確に良好な解を探索することのできる最適化アルゴリズムの構築を行う. 具体的には, CFD シミュレータから得られる評価値の誤差要素を雑音と見なし, この雑音を補正した評価値を用いて最適化を行うことで, CFD シミュレータの不確実性を低減した環境での解の探索を可能とする. 論文の後半では, この提案アルゴリズムを用いてダイカストのスプルー形状を最適化し, 実際のプラントにて射出実験を行うことでその有効性を示す. なお, 本研究では CFD シミュレータとして Flow Science 社製の FLOW-3D を用いる.

2. CFD 最適化問題

CFD シミュレータは Navier-Stokes 方程式 [6,7] とよばれる偏微分方程式を解くことにより, 流体の解析を実現している. この偏微分方程式をコンピュータを用いて解く手法として, 差分法, 有限要素法, 境界要素法とよばれるものが代表的である [8]. いずれの手法も解析領

* 原稿受付 2011 年 2 月 2 日

[†] 岐阜大学 大学院 工学研究科 Graduate School of Engineering, Gifu University; 1-1 Yanagido, Gifu 501-1193, JAPAN

[‡] 三重大学 大学院 工学研究科 Graduate School of Engineering, Mie University; 1577 Kurimamachiya-cho, Tsu city, Mie 514-8507, JAPAN

Key Words: die casting, shape optimization, CFD, product quality, optimization algorithm.

域を格子点などの細かい要素に分割し、離散化することで近似的に解く手法である．そのため要素の分割方法によって解析結果も大きく異なる可能性がある[9]．本研究で使用するCFDシミュレータは、差分法を用いており、直交メッシュによって解析領域を分割する[10]．メッシュによって分割される微小な要素はセルとよばれ、メッシュの間隔、すなわちセルの大きさを調節することで、所望の解析精度に設定することができる．一般にメッシュを細かくすれば解析精度は高くなるが、解析時間も増大してしまう．逆にメッシュを粗くすれば、解析時間は短縮することができるが、計算誤差が大きくなり解析精度も低くなってしまう．

後述のスプルー形状最適化で使用するシミュレーションを例にとり、解析結果にどれほどの誤差があるか検証を行った．メッシュ間隔やスプルー形状、その他条件は一定とし、メッシュ全体の位置のみを上方へ0.1[mm]ずつ移動させ、計20回のシミュレーションを行った．その結果をFig. 1に示す．

グラフの横軸はメッシュ全体の位置の微小な変位を示し、縦軸はそのときの評価値を示す．本来ならば同一の形状、条件に対し、メッシュの設定に関係なく評価値は一定となることが望ましいが、実際にはこのようにばらつきが生じてしまっている．よりメッシュを細かく設定すればこのようなばらつきも減少すると考えられるが、計算時間増大の問題から、メッシュを必要以上に細かく設定し、解析精度を高めるのは困難である．ここで、このような評価値のばらつきを雑音と見なし、CFDシミュレータから得られる評価値を次式のようにモデル化する．

$$\begin{aligned} Y &= F(x) \\ &= \tilde{F}(x) + D(x, \gamma, \sigma) \end{aligned} \quad (1)$$

$\tilde{F}(x)$ は雑音の含まれていない真の評価関数であり、その値はFig. 1の平均値付近にあると考えられるが、実際には観測できない値である．これに雑音 $D(x, \gamma, \sigma)$ が付

Fig. 1 Variation in evaluated value depending on mesh position

加されることで、実際に観測される観測値 Y が得られる．ここで、雑音 $D(x, \gamma, \sigma)$ の γ は雑音のランダムなパターンの要素、すなわち乱数におけるシードに相当するものであり、また σ は雑音の強度を表す．これらはCFDシミュレータにおいて、それぞれメッシュ位置の設定、メッシュ間隔の設定に相当する．この γ および σ が一定であれば同じ x について、観測値 Y も常に一定となり、これはCFDシミュレータにおいて、まったく同一の条件であればシミュレーションに再現性があることと同一である．

通常の最適化問題は、(1)式において評価関数 $F(x)$ を最小とする解 x を探索する問題である．一方、CFD最適化問題は、雑音の含まれる観測値 Y をもとに、実際には観測できない真の評価関数 $\tilde{F}(x)$ を最小とする解 x を探索する問題であるといえる．したがってCFD最適化問題は雑音を含む最適化問題と考えられ、通常の最適化問題と比べて、その最適解を発見することは難しい．このような雑音を含む最適化問題に対し、GAなどの最適化アルゴリズムを適用しても、観測される評価関数 $F(x)$ を最小とする解は計算上得ることができても、実際の現象における真の評価関数 $\tilde{F}(x)$ を最小とする解は現実的には求めることができない．

3. 最適化アルゴリズムの構築と検証

CFD最適化問題のような雑音を含む最適化問題から精度良く良好な解を探索するために、実数値GAを基本とし、さらに応答曲面による雑音補正を組み合わせた最適化アルゴリズムの構築を行う．応答曲面は、回帰分析によって求めた評価関数の近似関数のことであり、この近似関数の値を雑音を補正した評価値、すなわち補正值として扱い、この補正值をもとに最適化を行う．

また、本提案アルゴリズムの有効性を検証するために、簡易モデルに対して最適化を行い、実数値GAとの探索性能の比較を行う．

3.1 応答曲面を用いた雑音補正

応答曲面を求める際の推計手法として最小二乗法を用いる．また応答曲面となる近似関数は多変数の多項式関数とする．

評価関数 $F(x)$ において、変数 x を N 変数とすると、

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N) \quad (2)$$

である．この変数 x と、 $F(x)$ の値である観測値 Y の組を個体 (x, Y) とする．また、ある一つの個体 i における変数を、

$$x_{[i]} = (x_{1[i]}, x_{2[i]}, \dots, x_{n[i]}, \dots, x_{N[i]}) \quad (3)$$

と表すと、この個体は $(x_{[i]}, Y_{[i]})$ となる．

一方、近似関数 $f(x)$ は多変数多項式関数として、

$$\begin{bmatrix} \sum f_1(\mathbf{x}_{[i]})^2 & \sum f_2(\mathbf{x}_{[i]})f_1(\mathbf{x}_{[i]}) & \cdots & \sum f_P(\mathbf{x}_{[i]})f_1(\mathbf{x}_{[i]}) \\ \sum f_1(\mathbf{x}_{[i]})f_2(\mathbf{x}_{[i]}) & \sum f_2(\mathbf{x}_{[i]})^2 & \cdots & \sum f_P(\mathbf{x}_{[i]})f_2(\mathbf{x}_{[i]}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum f_1(\mathbf{x}_{[i]})f_P(\mathbf{x}_{[i]}) & \sum f_2(\mathbf{x}_{[i]})f_P(\mathbf{x}_{[i]}) & \cdots & \sum f_P(\mathbf{x}_{[i]})^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_{[i]}f_1(\mathbf{x}_{[i]}) \\ \sum Y_{[i]}f_2(\mathbf{x}_{[i]}) \\ \vdots \\ \sum Y_{[i]}f_P(\mathbf{x}_{[i]}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{p=1}^P a_p f_p(\mathbf{x}) \quad (5)$$

$$f_p(\mathbf{x}) = \prod_{n=1}^N x_n^{m_{pn}}$$

とおく．ここで， P は関数 $f(\mathbf{x})$ の項の総数であり，また m_{pn} は非負の整数である．このとき各項の係数 a_p は (4) 式を解くことで求められる．なお，(4) 式における総和記号 Σ の範囲はすべて $i = 1, \dots, I$ である．

(5) 式において $a_p f_p(\mathbf{x})$ は一つの項であり，この項の次数 q_p は，

$$q_p = \sum_{n=1}^N m_{pn} \quad (6)$$

となる．このとき近似関数 $f(\mathbf{x})$ の次数 q は，

$$q = \max_p q_p \quad (7)$$

である．

同じ次数 q であっても， $f(\mathbf{x})$ にはさまざまなパターンの項の組合せが考えられるが，単純化するために，次数 q を $f(\mathbf{x})$ の項の組合せを決定する唯一のパラメータとし，各項は定数項を含め q 以下の次数となるすべての組合せの項によって構成されるとする．このときの項数 P は，組合せ記号 C を用いて，

$$P = N + q C_N \quad (8)$$

と計算される．

最終的に，個体 $(\mathbf{x}_{[i]}, Y_{[i]})$ の補正值 $y_{[i]}$ は，近似関数 $f(\mathbf{x})$ を用いて，

$$y_{[i]} = f(\mathbf{x}_{[i]}) \quad (9)$$

となる．

3.2 最適化アルゴリズム

提案する最適化アルゴリズムは，実数値 GA を基本とし，CFD 最適化問題のような観測される評価値に雑音を含む問題に対しても，その雑音を補正することで正確に良好な解を導出できる最適化アルゴリズムである．アルゴリズムの概要図を Fig. 2 に示す．

アルゴリズムの流れとしては，まず初期個体を各変数，一様乱数によってランダムに生成する．つぎに解析前の個体を通常通り解析し，それぞれの評価値の観測値を得る．この時点での解析済みのすべての個体に対し，近似関数を求め，そこから補正值を算出する．このとき，解

析済みの個体数が多いほど精度は高くなると考えられる．さらに，この補正值をもとに上位の個体を親候補個体として選出する．親候補個体が決まれば，そこからルーレット選択により実際の親個体を 2 個体選出し，交叉，突然変異といった実数値 GA の遺伝的操作により子個体を 1 個体生成する．この子個体を先ほどと同様に解析を行い，これ以降は指定する最大個体数が解析されるまで繰り返す．最終的な最適解は，解析されたすべての個体の中で最も補正值の高い個体となる．ここまでの流れで事前に決定しなければならないパラメータは，初期個体数，親候補個体数，最大個体数である．

Fig. 2 Outline of proposed algorithm

3.3 簡易モデルによる提案アルゴリズムの有効性検証

提案アルゴリズムの有効性を，簡易モデルを用いて検証する．CFD 最適化問題は一つの個体の解析にも非常に多くの時間を必要とし，また真の評価値を観測することができないため，代わりとなる簡易モデルを作成する．これに対して提案アルゴリズムと実数値 GA を適用することで，両者の探索性能の比較を行う．

簡易モデルには，CFD と同じく力学モデルである最速降下曲線問題 [11] を使用する．最速降下曲線とは，重力のはたらく 2 次元空間において，始点とそれより下方にある終点を結ぶ曲線のうち，物体が初速度 0 で降下し，曲線上の軌道に沿って終点に到達するまでの所要時間が最も短い曲線のことである．なお物体は質点であり，空気抵抗や摩擦は考慮しない．最速降下曲線問題はこのような曲線を解析的に求める問題であるが，ここでは複数

の設計変数を用いて降下曲線を定義し、数値的に求まる降下時間を最小にする、降下曲線最適化問題として定義する。

降下曲線の始点を $P_s = (0, 0)$ 、終点を $P_e = (x_e, -z_e)$ とおく。ただし、 x_e および z_e は正数とする。また、この間に x 座標が等間隔となる N 個の中継点、

$$P_n = \left(\frac{n}{N+1} x_e, -z_n \right) \quad (n=1, 2, \dots, N), \quad (10)$$

$$z_n > 0$$

を設定する。このとき、降下曲線の設計変数は各中継点の z 座標である $(z_1, z_2, \dots, z_n, \dots, z_N) = \mathbf{z}$ である。降下曲線はこれらの始点、中継点、終点を順に結ぶ3次スプライン曲線と定義し、 $z = f(x, \mathbf{z})$ と表される。

この降下曲線 f に対して物体が始点を出発し終点に達するまでに要する時間、すなわち降下時間は、

$$\tilde{T}(\mathbf{z}) = \int_0^{x_e} \sqrt{\frac{1 + \left(\frac{d}{dx} f(x, \mathbf{z}) \right)^2}{2gf(x, \mathbf{z})}} dx \quad (11)$$

と求められる [11]。ここで g は重力加速度である。

CFD 最適化問題と同等な条件にするために、この降下時間 $\tilde{T}$ に対し、(1) 式と同様に雑音を付加すると、

$$T(\mathbf{z}) = \tilde{T}(\mathbf{z}) + D(\mathbf{z}, \gamma, \sigma) \quad (12)$$

となる。したがって $\tilde{T}$ は真の降下時間、あるいは真の評価値であり、 T は観測される降下時間、すなわち観測値である。また雑音 D は正規乱数とし、雑音の強度 σ は正規乱数の標準偏差とする。さらに、雑音のランダム的な要素 γ は1回の最適化において一定であるとし、雑音 $D(\mathbf{z}, \gamma, \sigma)$ の値は $\mathbf{z}, \gamma, \sigma$ が決まれば一意であるとする。

以上の定義より、降下曲線最適化問題は、

$$\begin{aligned} &\text{Minimize} \quad \tilde{T}(\mathbf{z}) \\ &\text{Subject to} \quad \mathbf{0} < \mathbf{z} \end{aligned} \quad (13)$$

と定式化される。ただし、最適化の途中段階では真の評価値 $\tilde{T}$ は一切観測できないこととし、観測値 T をもとに $\tilde{T}$ が最小となる解を探索しなければならない。

この降下曲線最適化問題に対し、提案アルゴリズムと実数値 GA をそれぞれ適用し、両者の探索性能の比較を行った。このときの提案アルゴリズムおよび実数値 GA のパラメータを、Tables 1, 2 にそれぞれ示す。最適化問題は6変数 ($N=6$) とし、各変数は最大値10、最小値0.1、刻み幅0.1と設定する。また重力加速度 $g = 9.81 [\text{m/s}^2]$ 、終点座標 $P_e = (10, -10) [\text{m}]$ とする。さらに一般的な CFD 最適化問題において、雑音の強度は不明であるため、雑音の強度を表す標準偏差 σ を0.0, 0.1, 0.2, 0.3の4通りで設定しておく。なお $\sigma=0.0$ のときは、雑音の含まれていない通常の最適化問題となる。これらの σ の異なる最適化問題に対し、提案アルゴリ

ズムと実数値 GA を用いてそれぞれ50回最適化を行い、その50個の最適値の平均を比較することで各アルゴリズムの評価を行う。最適化結果の比較を Fig. 3 に示す。

Table 1 Parameters for proposed algorithm

Maximum number of individuals	300
Number of initial individuals	20
Number of parent individuals	20
Selection method	Roulette selection
Crossover method	BLX- α ($\alpha=0.2$)
Approximation order : q	2

Table 2 Parameters for RealGA

Maximum number of individuals	300
Population size	20
Number of elite individuals	15
Selection method	Roulette selection
Crossover method	BLX- α ($\alpha=0.2$)

Fig. 3 Mean values of 50 optimized values versus σ for each algorithm

提案アルゴリズムは、雑音を含む $\sigma=0.1$ 以上の場合において、実数値 GA よりも、格段に良い解を導出できていることがわかる。これは雑音補正によって、本来の評価値をうまく推定することができ、正確に探索を進めることができたからだと考えられる。

4. ダイカストスプルー形状の最適化

4.1 最適化問題の定式化

前節で構築した最適化アルゴリズムを用いて、ダイカストのスプルー形状の最適化を行った。スプルーとは、スリーブ内の溶湯を製品部へ押し込む際の流路となる部分であり、この形状を変更することで製品部へ流入する溶湯の空気巻き込みを低減することが期待できる。Fig. 4 に基本となるスプルー形状と設計変数を、Table 3 に各設計変数の範囲などのパラメータを示す。

設計変数の $d_1 \sim d_3$ はスプルー中央部の厚みを決定

Fig. 4 Basic sprue shape and layout of design variables

Table 3 Parameters for design variables

Design variables	Max	Min	Step size
d_1, d_2, d_3 [mm]	20	1	0.1
h_1, h_2, h_3 [mm]	100	5	0.5

Fig. 5 Mesh setting for CFD simulation

Table 4 Mesh parameters

Block	Cell size [m]	Number of cells
X-direction	0.002	40
Y-direction	0.0005 ~ 0.002	329
Z-direction	0.002	100
Total number of cells		1,316,000

する寸法であり、また $h_1 \sim h_3$ はスプルー側方部の厚みを決定するスプライン曲線のハンドル長である。また Fig. 5 に CFD シミュレータにおけるメッシュの設定範囲を、Table 4 にそのときのメッシュパラメータを示す。

ダイカスト装置の形状がシミュレータの YZ 平面に対して対称であることから、Symmetry 機能により片側のみを解析範囲とし、製品部やゲートなどの薄肉で、かつ流速が速い部分のメッシュは、解析精度を高めるために細かく設定している。またプランジャの射出速度は定速 $0.30[\text{m/s}]$ 、使用する流体はアルミニウム合金 (ADC12) を想定し、Table 5 のように設定する。

Table 5 Fluid properties of ADC12

Density of fluid	$2700[\text{kg/m}^3]$
Viscosity of fluid	$0.0030[\text{Pa}\cdot\text{s}]$
Surface tension	$0.73186[\text{N/m}]$
Specific heat	$1100[\text{J/kg}\cdot\text{K}]$
Thermal conductivity	$100.5[\text{W/m}\cdot\text{K}]$
Initial temperature	$953.15[\text{K}]$

最適化における形状の評価は空気連行量をもとに行う。ダイカストにおける品質低下の原因として空気巻き込みによる内部欠陥が挙げられるため、CFD シミュレータを利用して製品部の空気量を推定することで、それぞれの形状の評価を行う。具体的には、解析範囲の境界であるゲート終端を通過する空気量をタイムステップごとに算出することで、製品部の空気量を概算する。本 CFD シミュレータではメッシュ領域から流出する空気量を追うことができないため、流出直前の流体が連行する空気量を算出することで求める。製品部へ流入する各タイムステップごとの空気連行量を a_i とし、それを製品部体積分の流体が流出するまでのデータ数 N_f まで合算することで、次式のように製品部全体の空気連行量 A が求められる [4]。

$$a_i = \frac{\sum_{k=1}^n (V_{ak} F_{fk} V_{fk} V_{ck})}{\sum_{k=1}^n (F_{fk} V_{fk} V_{ck})} V_{out}$$

$$A = \sum_{i=1}^{N_f} a_i \quad (14)$$

ここで、 V_a は各セルにおける空気連行体積率、 F_f は流体体積率、 V_f はセル体積率、 V_c はセル体積、 n は計測平面に接するセル総数、 V_{out} は流出流体体積を示す。

以上の定義をもとに、最適化問題として次式のように定式化する。

$$\begin{aligned} &\text{Minimize} \quad \tilde{A}(d_1, d_2, d_3, h_1, h_2, h_3) \\ &\text{Subject to} \quad 1 \leq d_2 \leq d_1 \leq 20 \\ &\quad \quad \quad 1 \leq d_3 \leq 20 \\ &\quad \quad \quad 5 \leq h_2 \leq h_1 \leq 100 \\ &\quad \quad \quad 5 \leq h_3 \leq 100 \end{aligned} \quad (15)$$

なお $\tilde{A}$ はこの最適化問題の理想的な真の評価関数であるが、実際に観測されるのは観測値 A である。

4.2 最適化結果

最適化によって導出されたスプルー形状、および比較のための従来のスプルー形状を Fig. 6 に示す。

最適化に要した時間は、Intel Core2 Quad (2.83GHz) 搭載パソコンで CFD シミュレータを 3 並列で解析させ、約 200 時間であった。各設計変数の値は、 $d_1 = 20.0$ 、

Fig. 6 Optimized and initial shape of sprue

$d_2 = 12.6$, $d_3 = 19.5$, $h_1 = 100.0$, $h_2 = 28.0$, $h_3 = 87.5$ となり、従来形状と比べてスプルーへの流入口が非常に広くなり、また前方へも大きく突出した形状となった。評価値の観測値は0.5366と算出されたのに対し、最終的な補正值は0.4570であった。

4.3 実験による検証と考察

提案アルゴリズムを用いて最適化したスプルー形状と従来形状をそれぞれ実プラントに適用し、射出実験を行った。この実験における評価にはプリスタ試験を用いる。プリスタ試験とは、試験片を炉で熱することにより、内部の空気を膨張させ、試験片に含まれる空気量を調査する試験である。

本実験におけるプランジャの射出条件には、一般的に欠陥を低減させる方法として知られる、前半部分を低速側速度 v_l 、後半を高速側速度 v_h に設定した2段階速度切替方式を用いる。本実験では、過去にわれわれが行った実験[4]において最も良好な射出条件である $v_l = 0.26[\text{m/s}]$, $v_h = 2.00[\text{m/s}]$ と、非常に悪い射出条件である $v_l = 0.50[\text{m/s}]$, $v_h = 1.00[\text{m/s}]$ の2条件を使用する(以下、これらの射出条件は低速側速度 v_l のみを用いて呼称する)。

$v_l = 0.26[\text{m/s}]$, $v_l = 0.50[\text{m/s}]$ の射出条件を用いて成型した試験片のプリスタ試験後の铸肌写真をそれぞれ Figs. 7, 8 に、またプリスタ試験後の試験片表面に現れた気泡の総面積を Fig. 9 に示す。

気泡の面積は方眼紙を使用して、直径 $0.001[\text{m}]$ 以上の気泡があるマス数をカウントすることにより求めた。Fig. 7 において、従来形状による試験片では図中 A で示すような比較的大きな気泡が複数見られるが、最適化形状による試験片では微少な気泡が存在するのみである。また Fig. 8 においても、最適化形状による試験片では、図中 B, C で示すような大きな気泡は存在しない。したがって、Fig. 9 からわかるように、どちらの射出条件においても最適化形状を使用した試験片の方が表面の気

Fig. 7 Test pieces after blister test ($v_l = 0.26[\text{m/s}]$) Fig. 8 Test pieces after blister test ($v_l = 0.50[\text{m/s}]$)

Fig. 9 Areas with air bubbles

泡が少ない良好な結果となっている。この結果の妥当性を確認するために、改めてCFDシミュレータを用いて、これらの射出条件を設定し、解析を行った。

$v_l = 0.26[\text{m/s}]$ のときの解析結果を Fig. 10 に示す。図中の t は射出開始からの経過時間を示す。空気巻き込みによる製品の欠陥は、Fig. 10 に示すような、八方を流体およびランナーによって完全にふさがれた空気の閉じ込めが、直後の高速側速度による射出によって一気に製品部に流れ込むことによって起こることがおもな原因であると考えられる。従来形状では、スプルー流入口の断面積が小さいため、同じ射出速度でもスプルーを通過する際の流速がより速くなってしまい、 $t = 1.576[\text{s}]$ のように

ランナーの壁から剥離するように勢いよく流体が上向きに流れていくことで、より多くの空気が閉じ込められてしまうことになる。一方、最適化形状では、下側を流れる流体がスプルー前方の突出した部分によって一度後方へ戻されるように流れるため、上側を流れる流体はその影響を受けてより小さい曲率半径で上向きへと流れ込み、 $t = 1.596[\text{s}]$ のようにほとんど空気閉じ込めを発生させることなく製品部へと流体を送ることができると考えられる。

つぎに、 $v_l = 0.50[\text{m/s}]$ のときの解析結果を Fig. 11 に示す。この射出条件ではより早い段階で、流体、スリーブおよびプランジャチップの間に大量の空気閉じ込めが発生しており、これが $v_l = 0.26[\text{m/s}]$ の条件と比べて空気巻き込み欠陥が非常に多く発生する原因である。従来形状における $t = 0.781[\text{s}]$ および、最適化形状における $t = 0.807[\text{s}]$ はそれぞれ初めて空気閉じ込めが完全に起こったときの時刻である。最適化形状は従来形状に比べてスプルーの流入口が広いと、たとえば流体が流れ込み始めた $t = 0.730[\text{s}]$ のときを比較しても、流入口に空間的な余裕があり、流入口が完全にふさがれるまでにより多くの空気を前方へと排出することができるため、結果的に閉じ込める空気をより少なく押さえることができる。

したがって、提案アルゴリズムを用いて導出した最適化形状は、従来形状と比べてより空気閉じ込めを発生させにくい形状であり、製品品質を向上させることが可能と考える。

Fig. 10 Simulation results ($v_l = 0.26[\text{m/s}]$)

Fig. 11 Simulation results ($v_l = 0.50[\text{m/s}]$)

5. 結言

本研究では、CFD 最適化問題に対し、雑音を含む不確実な評価値を応答曲面を用いて補正することで、より高精度に解を探索することのできる最適化アルゴリズムの構築を行った。さらに、実プラントを対象としたダイカストスプルー形状の最適化を行い、結果として、提案した最適化アルゴリズムを適用することにより、製品欠陥を低減させ、品質向上を実現できることを示した。

参考文献

- [1] 満田，細川，織田，小林，赤松，山田：数値流体力学 (CFD) が設計者に開く新しい世界；神戸製鋼技報，Vol. 51, No. 3, pp. 69-73 (2001)
- [2] P. Cleary, M. Prakash, M. Sinnott, J. Grandfield, V. Alguine and K. Oswald: 3DH SPH simulations of the aluminium ingot casting process; *Third Int. Conf. on CFD in the Minerals and Process Industries*, pp. 409-414 (2003)
- [3] 大林：航空機の多目的最適設計；人工知能学会誌，Vol. 18, No. 5, pp. 495-501 (2003)
- [4] 矢野，平光，福井，山本，西戸，渡邊，根本：空気巻き込み量を考慮したダイカストプランジャの最適速度制御；*鑄造工学*，Vol. 80, No. 7, pp. 418-423 (2008)
- [5] 栗山，前田，矢野，道岡：アルミニウム合金の重力金型鑄造における多段階注湯制御入力最適化；*鑄造工学*，Vol. 82, No. 9, pp. 531-537 (2010)
- [6] 藤田：Navier-Stokes 方程式の数学的プロファイル；*日本物理学会誌*，Vol. 17, No. 4, pp. 260-264 (1962)
- [7] 伊藤：粘性流体の一基礎式について；*日本機械学会論文*，Vol. 17, No. 60, pp. 99-102 (1951)
- [8] 大宮司：数値流体力学の現状と将来；*日本機械学会誌*，Vol. 87, No. 785, pp. 304-309 (1984)
- [9] 島崎，姫野，馬場：CFD における数値誤差解析の試み；*関西造船協会誌*，No. 219, pp. 1-10 (1993)
- [10] G. Wei: A fixed-mesh method for general moving objects in fluid flow; *Modern Physics Letters B* , Vol. 19, Nos. 28-29, pp. 1719-1722 (2005)
- [11] L. Haws and T. Kiser: Exploring the brachistochrone problem; *Amer. Math. Monthly*, Vol. 102, No. 4, pp. 328-336 (1995)

著者略歴

かな ざわ けん いち
金 澤 賢 一

1987年8月31日生。2010年3月岐阜大学工学部人間情報システム工学科卒業，同年4月岐阜大学大学院工学研究科人間情報システム工学専攻博士前期課程進学，現在に至る。最適化の研究に従事。2010年日本鑄造工学会第157回全国講演大会学生優秀講演賞受賞。日本鑄造工学会の会員。

矢野 賢一 (正会員)

1969 年 4 月 4 日生．1999 年豊橋技術科学大学大学院工学研究科博士後期課程修了．同年豊橋技術科学大学工学部生産システム工学系助手，2004 年岐阜大学工学部機械システム工学科助教授，2006 年岐阜大学工学部人間情報システム工学科助教授，2010 年三重大学大学院工学研究科機械工学専攻教授となり，現在に至る．その間，2002 年 8 月～2003 年 8 月ベルリン工科大学客員研究員．システム制御理論とその応用に関する研究に従事．2008 年度日本鑄造工学会日下賞，2010 年度計測自動制御学会論文賞受賞．計測自動制御学会，日本機械学会，日本鑄造工学会，日本ロボット学会，日本リハビリテーション工学協会，IEEE などの会員．