

## スパイダーアルゴリズムでの拡大後の縦横比の計算

大野泰治郎

## 目次

1	目的	1
2	スパイダーアルゴリズム	1
3	拡大後の点の $x$ -座標 $\hat{p}_x$ を拡大前の点の点 $p$ の $x$ -座標での微分値を考える。	2
4	拡大後の点の $y$ -座標 $\hat{p}_y$ を拡大前の点の点 $p$ の $y$ -座標での微分値を考える。	2
5	拡大後の $x$ -方向と $y$ -方向の最大比率	2
6	具体例	2
7	注意	2

## 1 目的

拡大後の  $x$ -方向, $y$ -方向の拡大比率の最大値を計算する。

## 2 スパイダーアルゴリズム

スパイダーアルゴリズムとは  $p_0 \in R^3$  を拡大の原点、 $C_u \in R_+^3$  を正規化係数として、 $\hat{p} = \alpha(p) \frac{p-p_0}{C_u} \cdot C_u + p_0 = \alpha(p)(p-p_0) + p_0$  できる  $p$  から  $\hat{p}$  への変換アルゴリズムのことを言う。

ここで、 $\alpha(p) \equiv f(|\frac{p-p_0}{C_u}|_m)$  ただし、 $v \in R^3$  に対して、 $|v|_m \equiv \max\{|v_x|, |v_y|, |v_z|\}$  および、 $\beta_1$  (通常 = 1.)  $< \beta_2$ 、 $0 < \gamma_1 < \gamma_2 \leq 1$ .

$f(x) \equiv$

$$\begin{cases} \beta_1 & x \in [0, \gamma_1) \\ g(x) & x \in [\gamma_1, \gamma_2] \\ \beta_2 & x \in (\gamma_2, 1.] \end{cases}$$

ここで、 $g(x)$  は  $[\gamma_1, \gamma_2]$  から  $[\beta_1, \beta_2]$  への  $g(\gamma_1) = \beta_1$ 、 $g(\gamma_2) = \beta_2$  を満たす正の単調増加関数である。旧バージョンのアルゴリズムでは、 $g(x) = \frac{\beta_2 - \beta_1}{\gamma_2 - \gamma_1} (x - \gamma_1) + \beta_1$  で与えられている。

又、現バージョン (Spider2) では、 $g(x) = \frac{\beta_2 - \beta_1}{(\gamma_2 - \gamma_1)^2} (x - \gamma_1)^2 + \beta_1$  で与えられている。

### 3 拡大後の点の x-座標 $\hat{p}_x$ を拡大前の点の点 $p$ の x-座標での微分値を考える。

$p_0$  は本質的でないので、原点  $(0.,0.,0.)$  と考えることにする。また、 $p$  を (従って  $\hat{p}$  を) のドメインを第一象限  $(0 \leq x, 0 \leq y, 0 \leq z)$  かつ  $\frac{y}{C_{uy}} < \frac{x}{C_{ux}}, \frac{z}{C_{uz}} < \frac{x}{C_{ux}}$  に制限する。ここで、 $C_u = (C_{ux}, C_{uy}, C_{uz})$  とおいた。このとき、 $\hat{p} = \alpha(p)p$  なので、 $\frac{\partial \hat{p}}{\partial x} = \frac{\partial \alpha(p)}{\partial x} p + \alpha(p) \frac{\partial p}{\partial x}$  さらに、 $\frac{\partial \alpha(p)}{\partial x}$  は、 $\alpha(p)$  の定義と、今考えているドメインでは  $|\frac{p}{C_u}|_m = \frac{x}{C_{ux}}$  なので、

$$\frac{\partial \alpha(p)}{\partial x} = g'(t) \frac{1}{C_{ux}} \quad (1)$$

ただし、 $t = \frac{x}{C_{ux}}$  とおいた。従って、

$$\frac{\partial \hat{p}_x}{\partial x} = \frac{\partial \alpha(p)}{\partial x} p_x + \alpha(p) \frac{\partial p_x}{\partial x} = g'(t) \frac{1}{C_{ux}} p_x + \alpha(p) \frac{\partial p_x}{\partial x} \quad (2)$$

ところで、 $p_x = x$  なので、結局上の式は、

$$\frac{\partial \hat{p}_x}{\partial x} = \frac{\partial \alpha(p)}{\partial x} p_x + \alpha(p) \frac{\partial p_x}{\partial x} = g'(t)t + g(t) = (g(t)t)' \quad (3)$$

という形になる。

### 4 拡大後の点の y-座標 $\hat{p}_y$ を拡大前の点の点 $p$ の y-座標での微分値を考える。

まったく同じ議論で、ただし、 $\frac{\partial \alpha(p)}{\partial x} = 0$  を考慮すると。

$$\frac{\partial \hat{p}_y}{\partial y} = \alpha(p) \frac{\partial p_y}{\partial y} = g(t) \quad (4)$$

### 5 拡大後の x-方向と y-方向の最大比率

$$\max_{\gamma_1 \leq t \leq \gamma_2} \frac{(g(t)t)'}{g(t)} \text{ を具体的な } g \text{ を代入して、計算すればよい。} \quad (5)$$

## 6 具体例

旧アルゴリズム 上記の値は  $t=\gamma_1$  で最大で、1.4程度  
spider2 では6から7程度

## 7 注意

上の値は x-方向,y-方向のそれぞれの拡大後の拡大率の比較であって、セグメントの長さの比ではない。(長さの比ですと3倍程度大きくなるのではないか)