

# 【制約のない関数最適化】 滑降シンプレックス法

## 関数の勾配を計算せずに最小値を得る

N次元変数関数に対してN+1以上のシンプレックス(探索点)  $x_j$  について以下を定義

- 1) 目的関数値が最大の点  $x_h$  ← 関数最小化なので、最悪の点
- 2) 目的関数値が2番目に大きい点  $x_s$
- 3) 目的関数値が最小の点  $x_l$  ← 関数最小化なので、最良点
- 4)  $i = h$ なる点を除いた全ての  $x_j$  の重心  $x_g$

(操作1: 反射)  $x_h$  を以下の  $x_r$  で置き換える:

$$x_r = (1 + \alpha)x_g - \alpha x_h, \text{ ただし } \alpha > 0 \text{ は反射係数}$$

(操作2: 拡大)  $x_g - x_r$  方向に沿って  $x_r$  を以下の  $x_e$  に置き換える:

$$x_e = \gamma x_r + (1 - \gamma)x_g, \text{ ただし } \gamma > 0 \text{ は拡大係数}$$

(操作3: 縮小)  $x_h$  を以下の  $x_c$  で置き換える:

$$x_c = \beta x_h + (1 - \beta)x_g, \text{ ただし } 0 < \beta < 1 \text{ は縮小係数}$$

(操作4: 収縮) シンプレックス全体を  $x_l$  の方向へ半分に縮小する

$$x_i = 0.5(x_l + x_i), \text{ ただし } i = 1, \dots, n+1$$

これらの操作を、次に述べる手順で組合せ、シンプレックスを更新する。

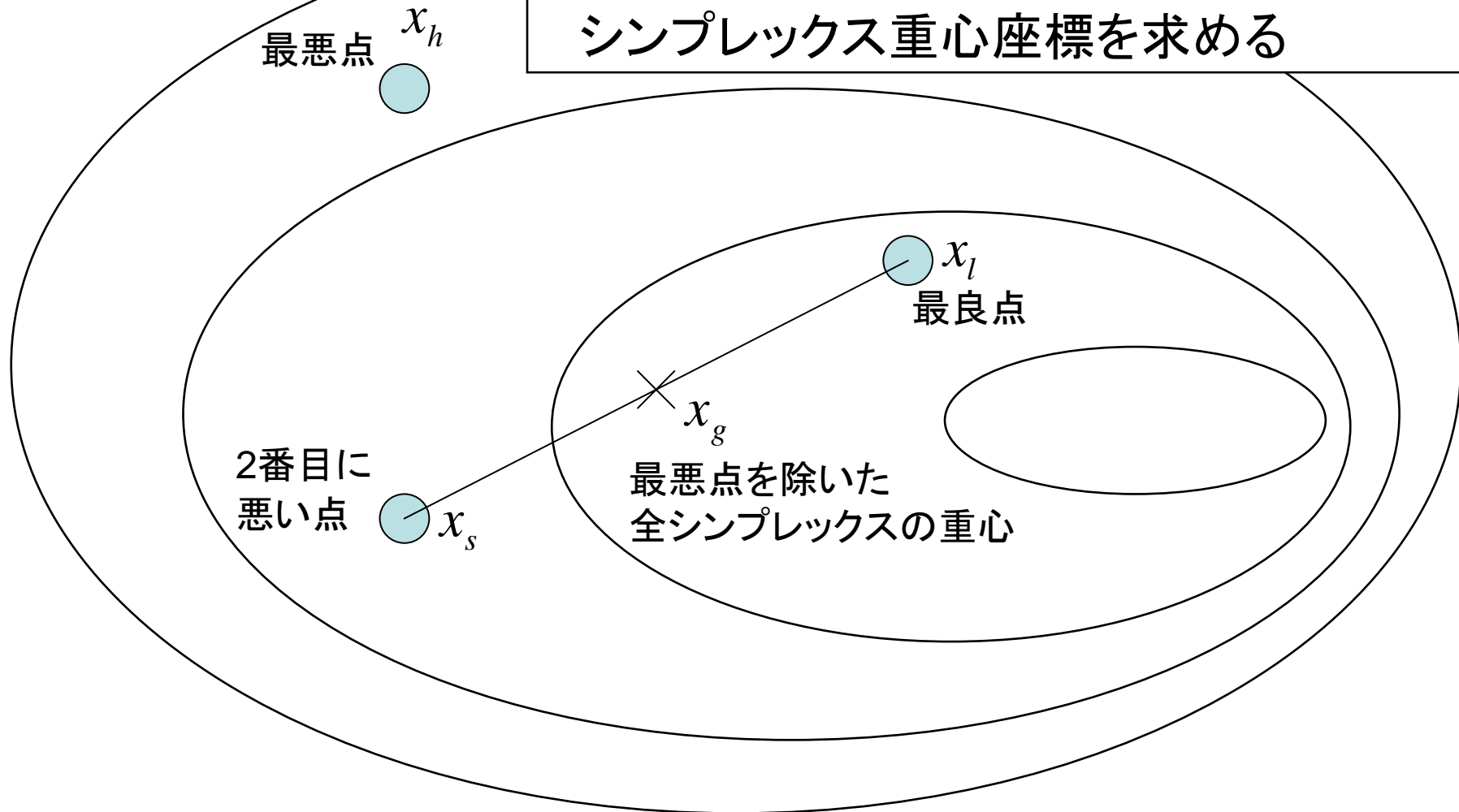
基本的に、最悪点をシンプレックス重心の逆側へ移動して関数値を小さくしていく。

$\alpha = 1, \beta = 0.5, \gamma = 2$  が経験的に良い

# 滑降シンプレックス法の動作

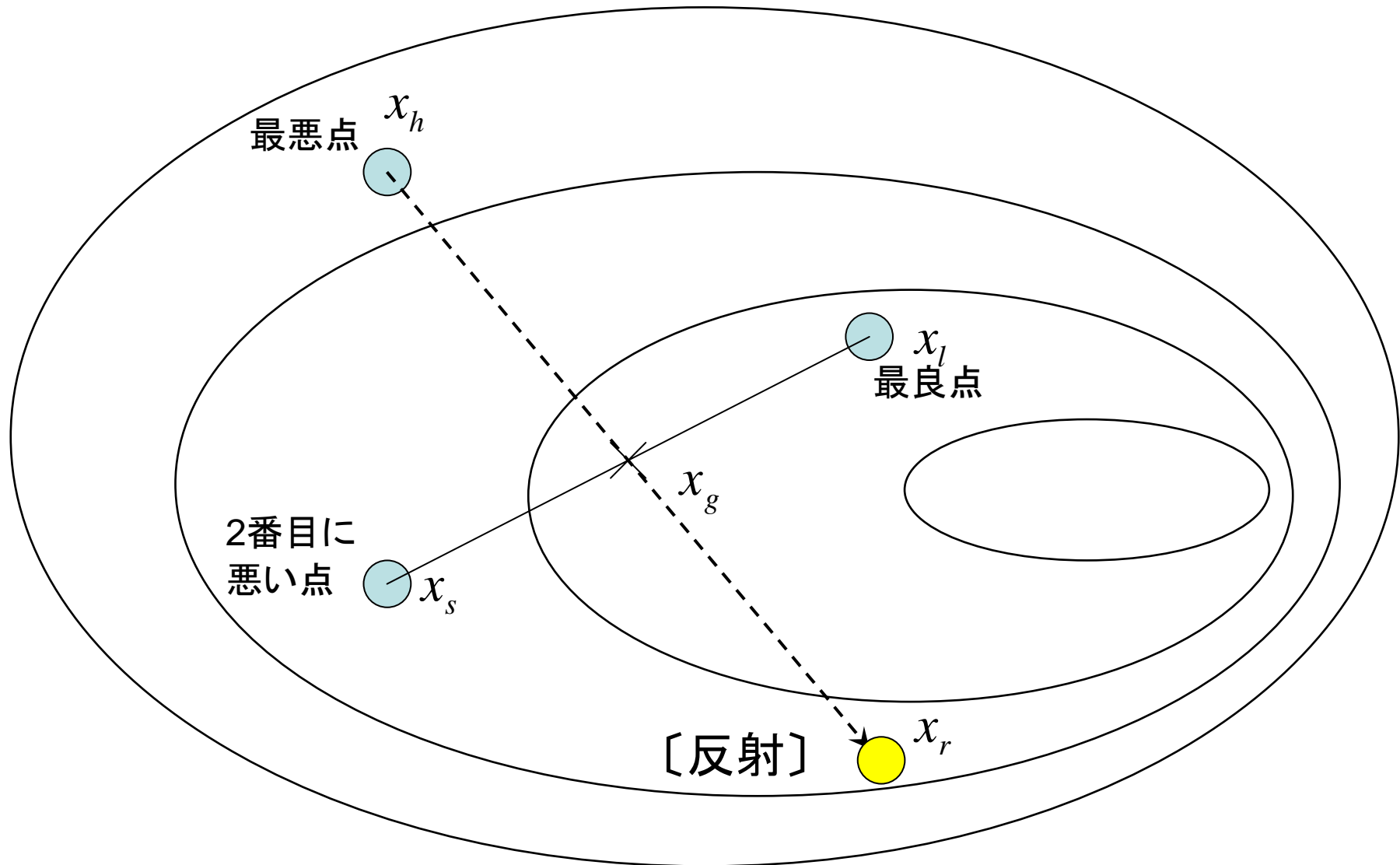
〔スタート〕

- ・シンプレックスを構成する探索点の中で、評価の最悪点、2番目に悪い点、最良点シンプレックス重心座標を求める



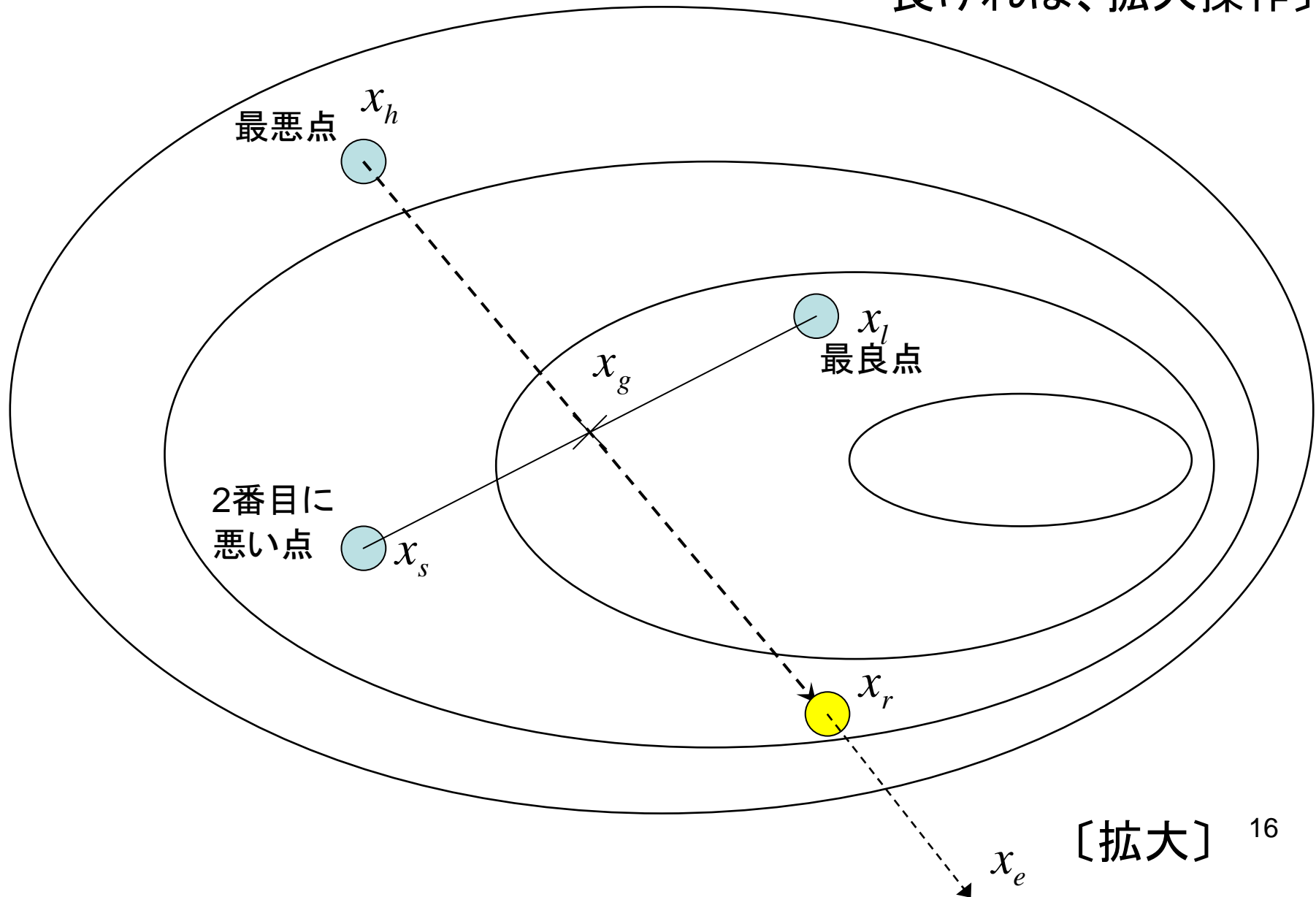
# 滑降シンプレックス法の動作

〔まずは反射操作〕

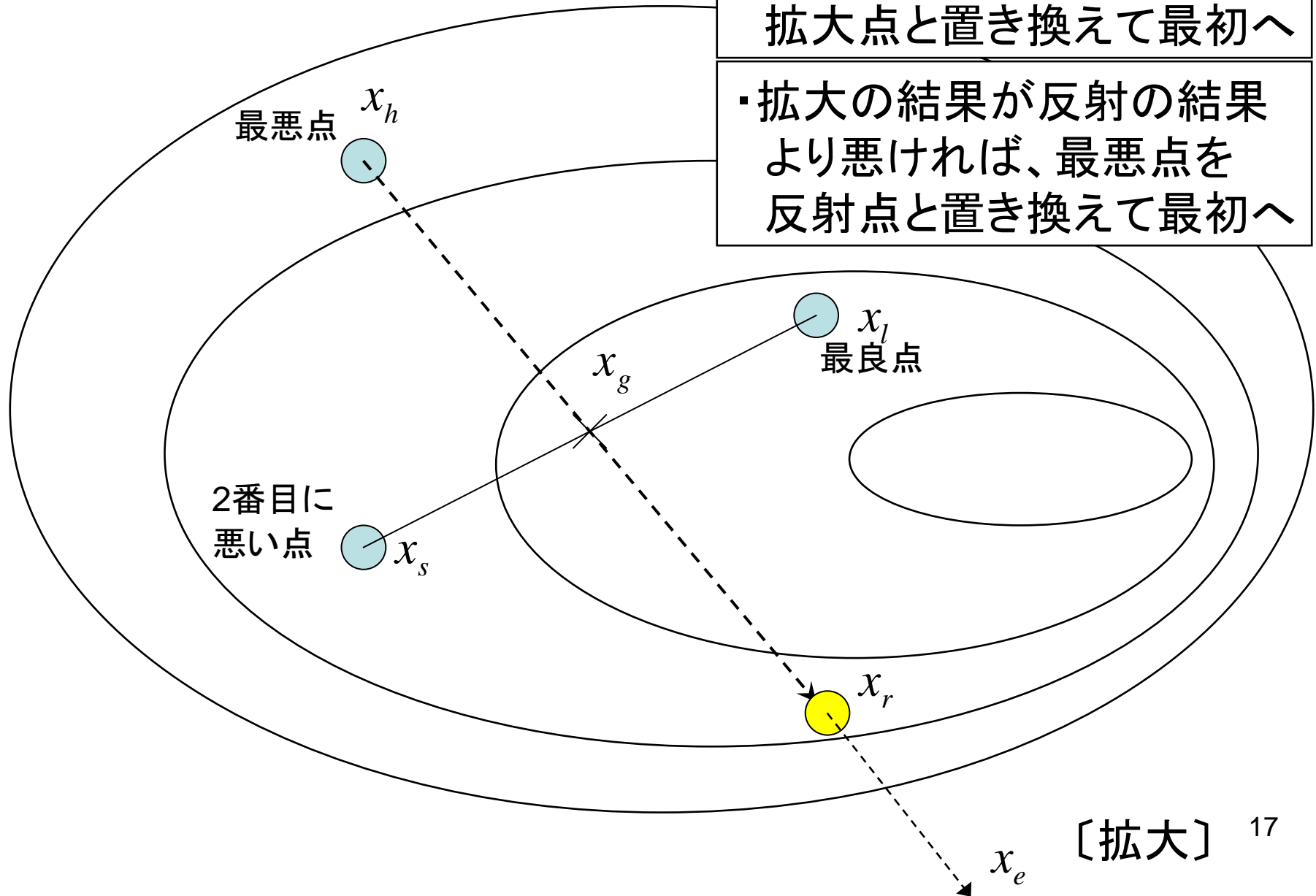


# 滑降シンプレックス法の動作

〔反射の結果が最良点より  
良ければ、拡大操作〕

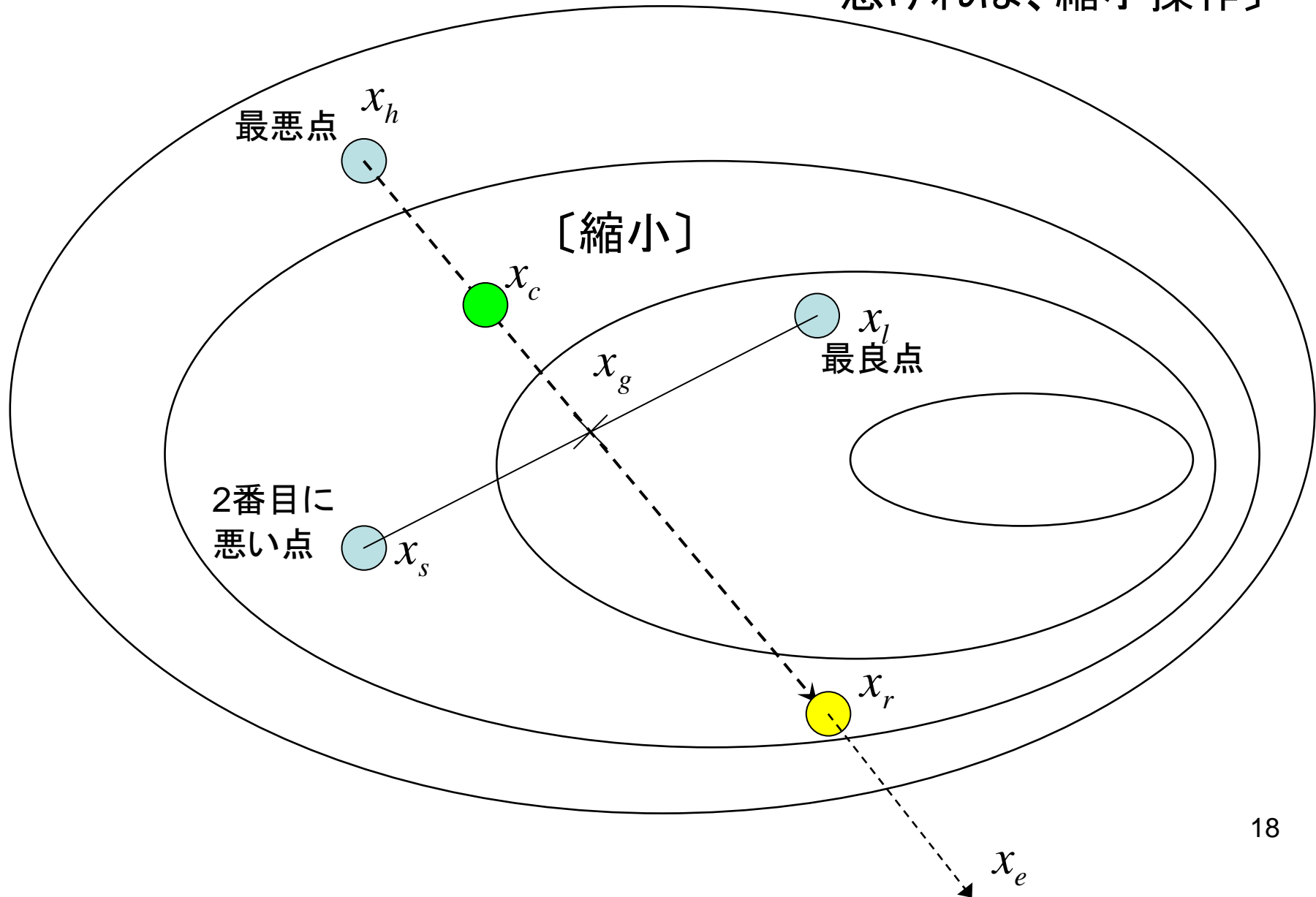


# 滑降シンプレックス法の動作

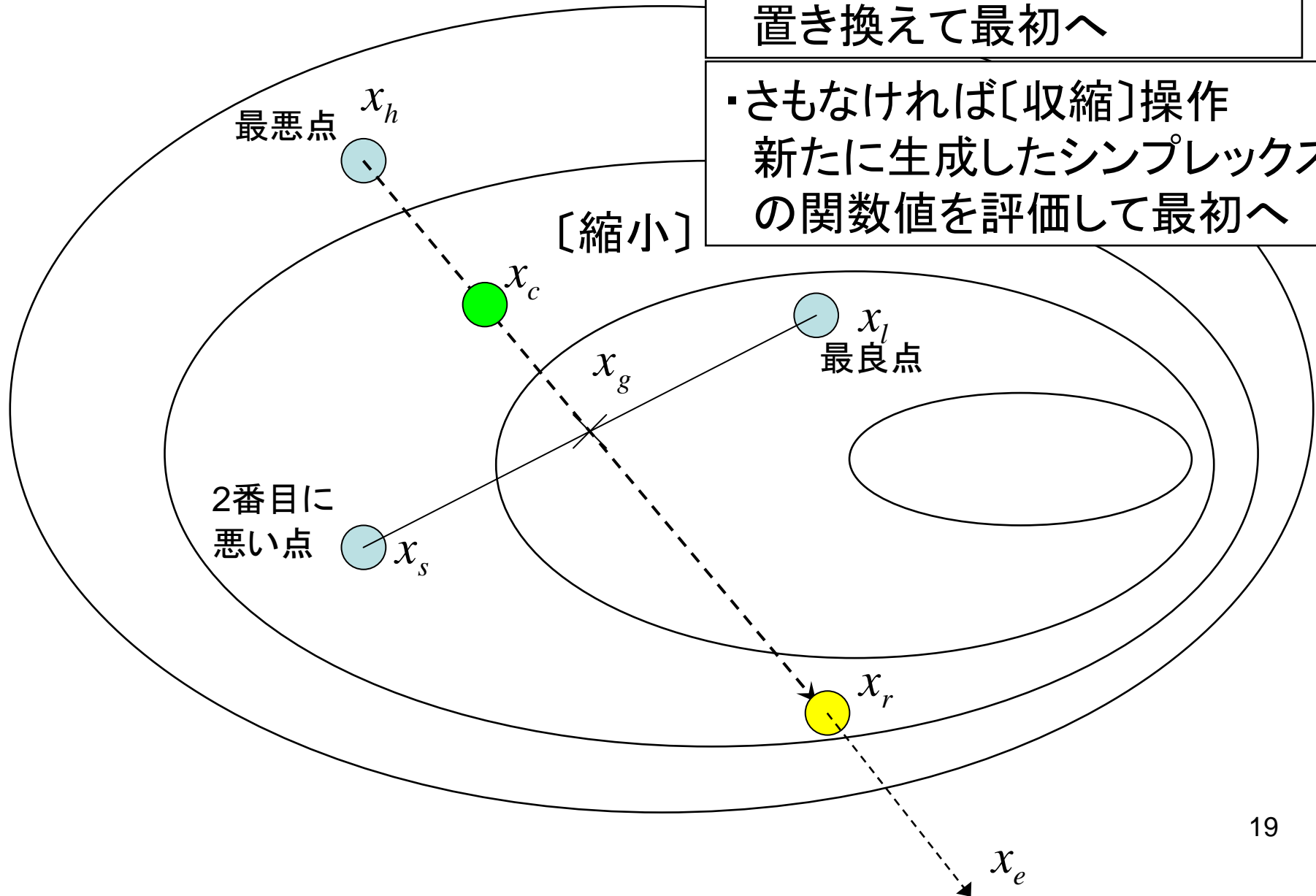


# 滑降シンプレックス法の動作

〔反射の結果が最悪点より  
悪ければ、縮小操作〕



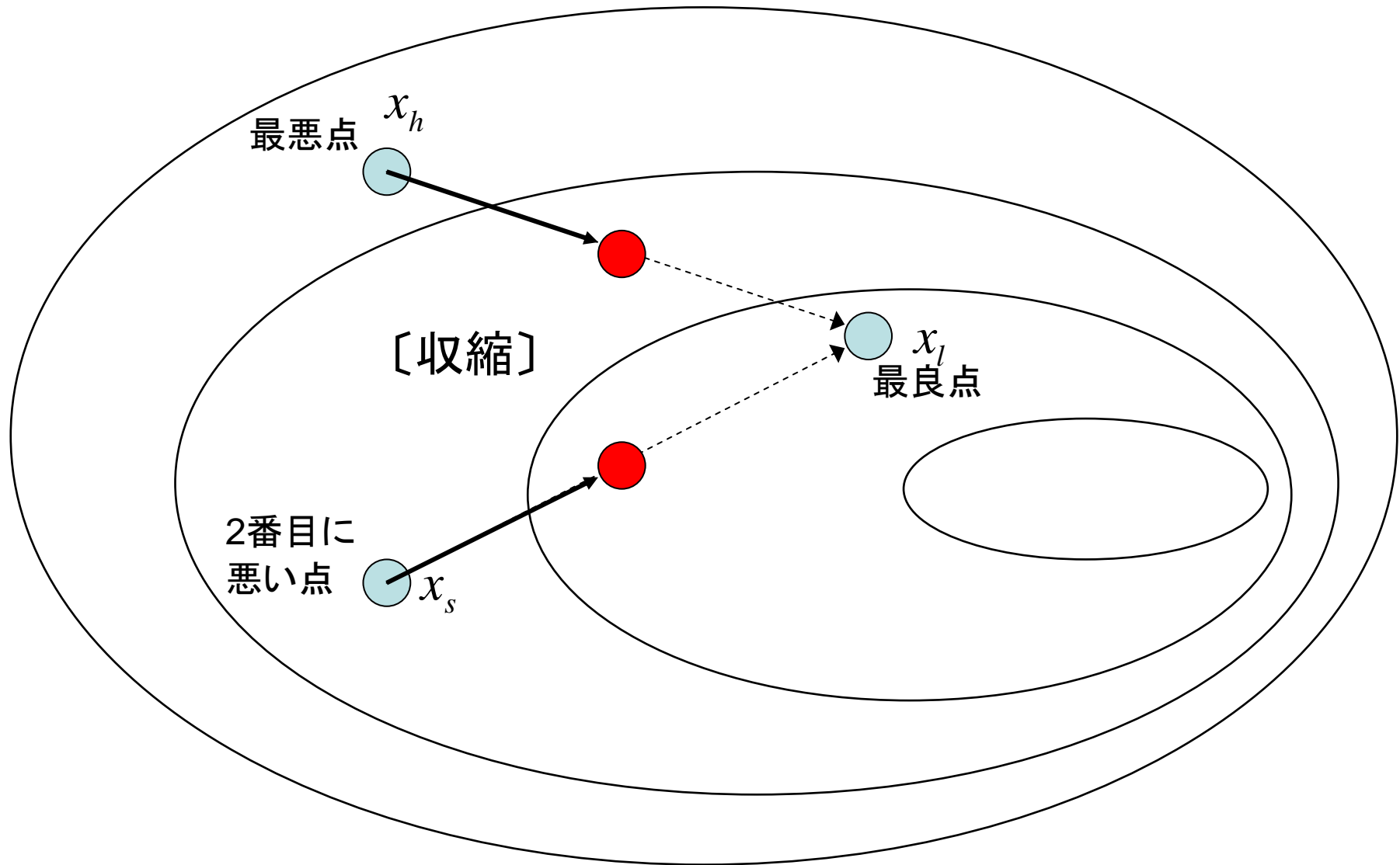
# 滑降シンプレックス法の動作



・縮小の結果が最悪点より良ければ、最悪点を縮小点と置き換えて最初へ

・さもなければ[収縮]操作新たに生成したシンプレックスの関数値を評価して最初へ

# 滑降シンプレックス法の動作

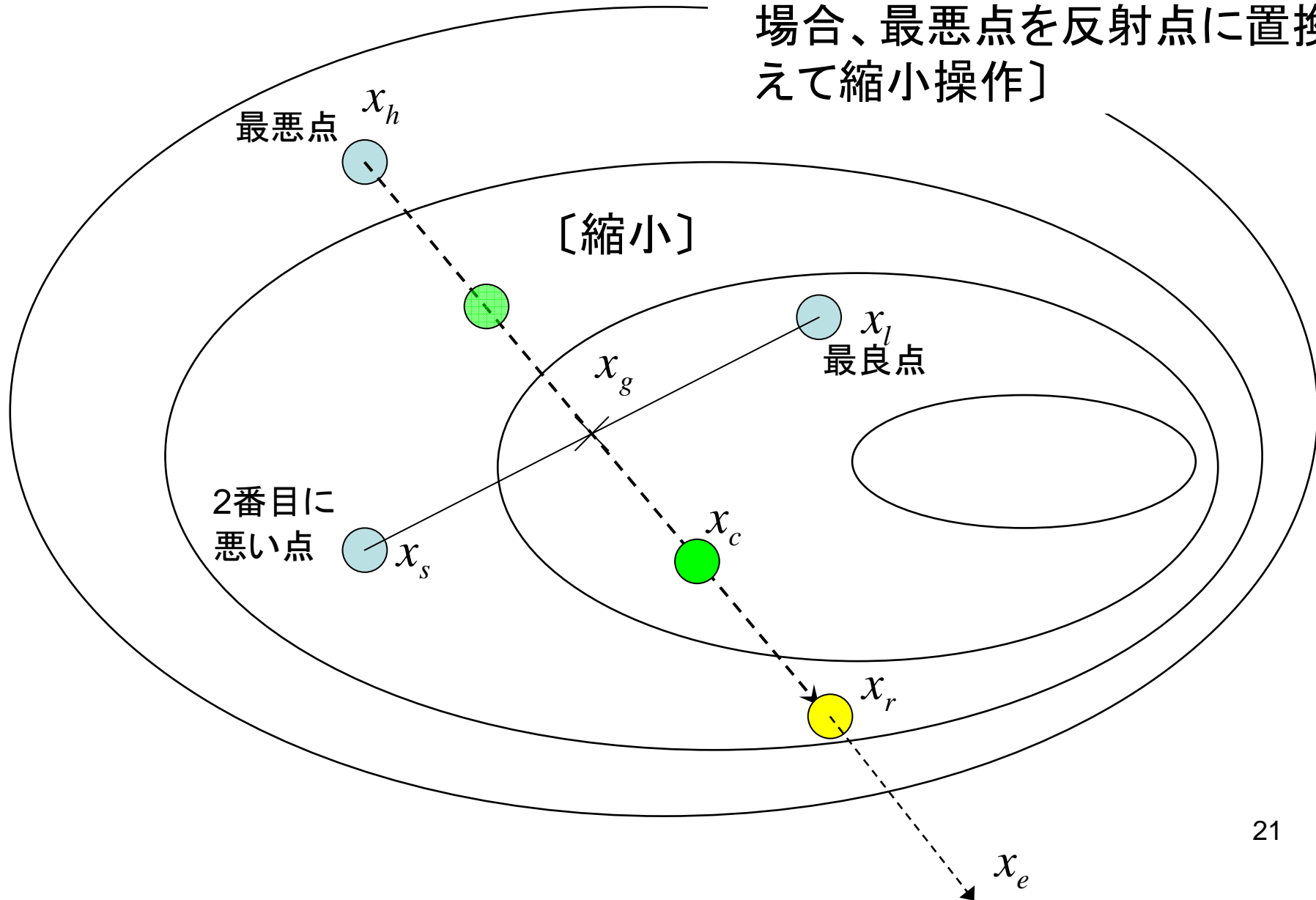


シンプレックス全体を最良点の方向へ移動（最良点は動か<sup>20</sup>ない）



# 滑降シンプレックス法の動作

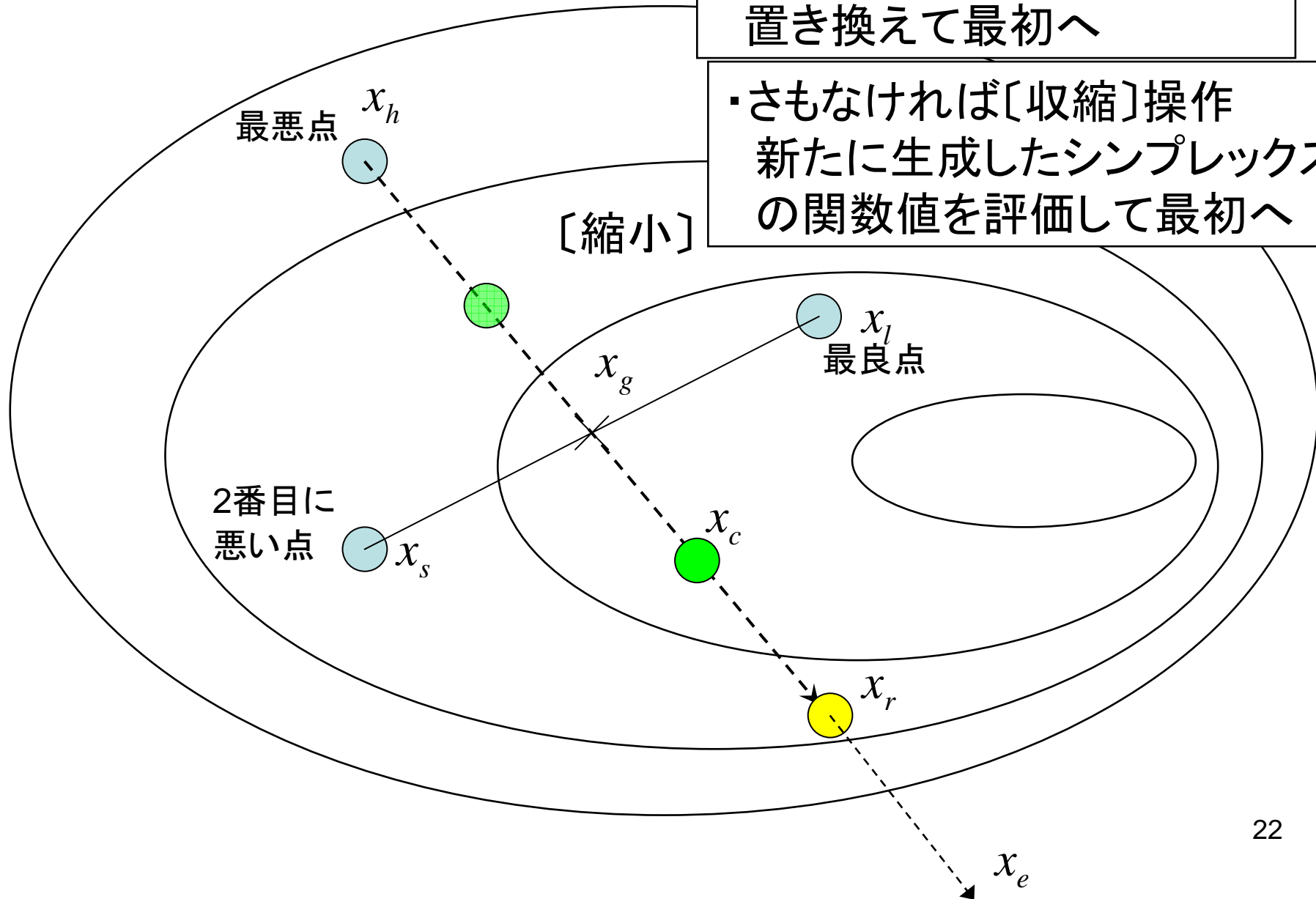
[反射の結果が最悪点よりまし  
だが2番目に悪い点より悪い  
場合、最悪点を反射点に置換  
えて縮小操作]



# 滑降シンプレックス法の動作

・縮小の結果が最悪点より良ければ、最悪点を縮小点と置き換えて最初へ

・さもなければ[収縮]操作  
新たに生成したシンプレックスの関数値を評価して最初へ



# 滑降シンプレックス法の動作

[反射の結果が2番目に悪い点よりまだが最良点ほどではない場合、最悪点を反射点に置き換えて最初へもどる]

