New Method for Initializing Centroid: Directional Centroid

1. 각 dim별로 var, min, max를 구한다.
2. var가 0 이상이면서 var가 작은 순서대로 dim을 찾는다. 그리고 이를 dim🡪j (j=1..d)로 정의한다.
   1. 여기서 구한 dim🡪1을 pos. direction으로 가정한다. var > 0이면서 가장 var가 작은 dim🡪을 bench dimension으로 정의하며, bench dimension은 반드시 pos. direction으로 가정한다.
3. Sample space상에서 argmin(dim🡪j) 을 가진 empirical data를 찾는다. 이 data를 anchor data라고 정의한다.
4. anchor data의 dim🡪j 값이 argmin(dim🡪j+1) 또는 argmax(dim🡪 j+1) 중 어느 값과 가까운지 비교한다.
   1. dim🡪 j+1 (anchor data)가 argmin(dim🡪 j+1)과 가깝다면, dim🡪 j+1은 pos. direction으로 가정하고, 반대로 argmax(dim🡪 j+1)과 가깝다면 neg. direction으로 가정한다.
   2. 만약 argmin(dim🡪 j+1)과 argmax(dim🡪 j+1)에 대한 거리가 동일하다면, argmin(dim🡪j)에 가장(또는 그 다음으로) 가까운 anchor data를 찾고, 다시 4-A과정을 수행한다.
5. 남은 dim🡪j에 대해 3-4번 과정을 반복한다.
6. Dim🡪j의 argmin과 argmax는 dim의 directional에 따라 pos.와 neg.로 정의한다.   
   Directional이 pos.라면, argmin을 pos., argmax를 neg.로 정의한다. Neg.라면 argmin을 neg., argmax를 pos.로 정의한다.
7. Supreme Directional Centroid를 구한다.  
   Supreme Directional Centroid란, 각 dim별로 directional이 선언된 argmin과 argmax로 구성되는 centroid다. 이 argmin과 argmax는 5-8번 과정을 통해 선언된 directional에 따라서 pos.와 neg.로 분류된다. Pos.로 분류된 값들을 clustering한 data는 Supreme Pos. Directional Centroid(SPDC), neg.로 분류된 값들을 clustering한 data는 Supreme Neg. Directional Centroid(SNDC)라고 정의한다.
8. SDC의 각 dim별 range를 구한다. 이 결과를 range(SDC)로 정의한다.
9. 필요한 centroid의 개수+1로 range(SDC)를 나눈다. 이를 SDCstep 이라고 정의한다.
10. Directional Centroid를 구한다. 구하는 과정은 다음의 pseudo code과 같다.

for(i=1; i <= length (dim); i++)

dc[i] = SPDC + (SDCstep \* i);