●5월 1주차(20170430-20170506)

- Edge computing 말단 노드의 lifetime 효율 문제가 큰 문제로 대두되는데, 이에 분류에 사용되는 power consumption(소비전력)의 문제가 대표적으로 영향을 미치게 된다. 분류의 Accuracy가 증가할수록 power consumption도 증가하게 된다.

- Power consumption 문제를 개선하기 위해 제안된 다양한 알고리즘이 존재한다. 그에 대한 대표적인 연구 중 하나가 RBFSVM(SVM+RBF Kernel)과 Adaboost 의 결합인 AdaboostSVM과 그 안에서 그 알고리즘을 성능 향상 시킨 Diverse AdaboostSVM을 제시한다.

이 알고리즘의 적용의 결과로써 데이터의 Diversity의 증가로 인해 줄어들던 Accuracy에 대한 해결책을 얻을 수 있고, 최종적으로 Power consumption의 문제 해결을 위한 방안으로 제시될 수 있다.

-AdaboostSVM알고리즘

AdaboostSVM의 가장 중요한 아이디어는 훈련된 RBFSVM 구성 요소 분류기의 순서에 대해 큰 DRW0000409c7d7b 값에서 시작해서 Boosting 반복이 진행됨에 따라 DRW0000409c7d81 값이 점차 감소하는 것이다. 이것은 모델 매개 변수가 고정 DRW0000409c7d83 값을 사용하는 SVM 구성 요소 분류기를 이용한 Adaboost 방법과 비교하여 보다 일반화에 적응으로 다른 manifest를 갖는 RBFSVM 구성 요소 분류기의 세트를 효과적으로 생성한다. 벤치마크 데이터 세트에서 AdaboostSVM 방법은 의사 결정 트리 및 신경망 등의 구성 요소 분류자를 사용하여 다른 Adaboost 방법보다 더 나은 결과를 낸다.

AdaboostSVM은 이기종 SVM을 가진 Adaboost가 잘 된다는 개념의 증명이라고 볼 수 있다.

-Diverse AdaboostSVM

기존에는, Diversity와 Accuracy는 반비례의 형태를 보이고 있었다. 그래서 이 문제를 해결하기 위해서 위의 AdaboostSVM 알고리즘을 개선시킨 방향이 Diverse AdaboostSVM이다.

Diversity는 Ensamble 메소드의 generalization성능에 영향을 미치는 중요한 요소로 알려져 있다. 이것은 다른 구성 요소 분류자에 의해 만들어진 오류가 비상관관계에 있어야 한다는 것을 의미한다.

이것을 해결하기 위해서 다른 논문에서 가져온 Diversity의 정의를 사용하는데 그는 하나의 구성 요소 분류기와 기존의 모든 구성 요소 분류기 사이의 불일치를 측정하는 것이다.