



## 저작자표시 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공 학 석 사 학 위 논 문

베이지안 모형평균화를 이용한  
멀티센서 해수면온도  
앙상블 산출



2014년 10월

부 경 대 학 교 대 학 원

공간정보시스템공학과

김 광 진



공 학 석 사 학 위 논 문

베이지안 모형평균화를 이용한  
멀티센서 해수면온도  
앙상블 산출

지도교수 이 양 원

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함.

2015년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

공간정보시스템공학과

김 광 진

# 김광진의 공학석사 학위논문을 인준함.

2015년 2월 27 일



주	심	이학박사	한 경 수
위	원	지리학박사	이 양 원
위	원	공학박사	이 한 림



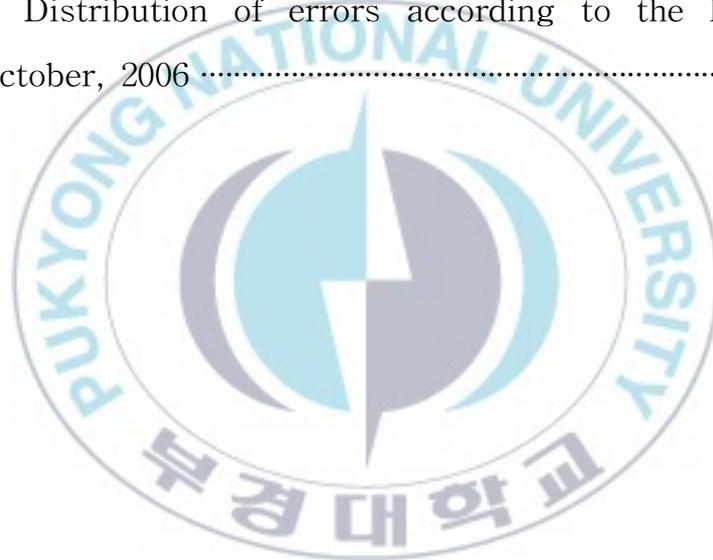
# Contents

1. 서론 .....	1
2. 연구방법 .....	6
2.1. Bayesian model averaging .....	6
2.2. Expectation-Maximization algorithm .....	9
3. 자료 .....	12
3.1. Ensemble members .....	13
3.1.1 MODIS and AMSR-E of Aqua .....	13
3.1.2 AVHRR of NOAA .....	15
3.2. Reference data .....	17
4. 앙상블 및 검증 .....	19
4.1. Process of ensemble .....	19
4.2. Validation .....	22
5. 요약 및 결론 .....	33
참고문헌 .....	35

## List of Figures

Fig. 1. 1. Ensemble median SST of GHR SST on April, 27, 2014 .....	2
Fig. 2. 1. Example: updating of the clusters through iteration process .....	10
Fig. 2. 2. process of the EM algorithm .....	10
Fig. 3. 1. Overview of SST measurement types used within GHR SST .....	12
Fig. 3. 2. Ensemble members for SST ensemble .....	16
Fig. 3. 3. Difference among the three members on June, 2006 ..	17
Fig. 4. 1. Process of BMA SST ensemble .....	19
Fig. 4. 2. location of 36-months match-up sample data .....	21
Fig. 4. 3. process of the one-leave-out cross validation .....	22
Fig. 4. 4. RMSE of each validation sets of MODIS, AVHRR, AMSR-E and BMA ensemble SST with AATSR .....	25
Fig. 4. 5. RMSE of each validation sets of other ensembles(mean and median) and BMA ensemble SST with AATSR ..	26
Fig. 4. 6. Distribution of errors on January(a), April(b), July(c), October(d), 2006 .....	27-28
Fig. 4. 7. Distribution of errors according to the latitude on January, 2006 .....	30
Fig. 4. 8. Distribution of errors according to the latitude on April, 2006 .....	30
Fig. 4. 9. Distribution of errors according to the latitude on	

July(c), 2006 .....	31
Fig. 4. 10. Distribution of errors according to the latitude on October, 2006 .....	31
Fig. 4. 11. Distribution of errors according to the longitude on January, 2006 .....	32
Fig. 4. 12. Distribution of errors according to the longitude on April, 2006 .....	32
Fig. 4. 13. Distribution of errors according to the longitude on July, 2006 .....	33
Fig. 4. 14. Distribution of errors according to the longitude on October, 2006 .....	33



## List of Tables

Table. 3. 1. Channel and Bandwidth of MODIS for measuring SST .....	14
Table. 3. 2. Values of the cloud proximity confidence flag and associated bias and std dev SSES .....	18
Table. 4. 1. Weight of each validation sets derived by EM algorithm(1-18 sets) .....	23
Table. 4. 2. Weight of each validation sets derived by EM algorithm(19-36 sets) .....	24



Creation of Multi-sensor Sea Surface Temperature Ensemble  
using Bayesian Model Averaging

Kwangjin Kim

Department of Spatial Information Engineering, The Graduate School,  
Pukyong National University

**Abstract**

Sea surface temperature(SST) is used with important parameter at climate system. So measuring accurate SST is demanded. But SST products derived from satellite-borne instruments have some different value because of different of retrieval algorithm and sensors. These products are retrieved by algorithm so they have uncertainty. Also, each product has different size of uncertainty.

To reduce the uncertainty, data assimilation based on ensemble is needed. Bayesian model averaging is weighted averaging method using posterior probability as the weight. Using training data, the posterior probability distribution of each data are calculated and the mean and the variance are estimated by Expectation-Maximization(EM) algorithm. The estimated mean is used posterior probability as weight. The monthly SST products of the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer(MODIS) sensor and Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS(AMSR-E) sensor of Aqua and Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) sensor of National Oceanic and Atmospheric Administration(NOAA) are used as the ensemble member products. Advanced Along-Track Scanning Radiometer(AATSR) product

of Environmental satellite(Envisat) is used for training data and validation. To create the ensemble monthly averaging data, AATSR monthly data is preferentially made.

Using the BMA and EM algorithm that calculate the weight through repeat process and likelihood function, the weight and weighted averaging were created. To validate about the accuracy of the BMA ensemble, reducing RMSE than the existing mean and median method is confirmed using one-leave-out-cross validation method.



# 1. 서론

해수면 온도는 해양 응용 분야, 대기-해양 순환시스템의 이해 및 나아가 전 지구 순환시스템의 이해에 있어서 중요한 변수이다(Stark et al. 2006). 뿐만 아니라 기상 및 기후 모델링에서도 중요한 파라미터로 사용된다(Barton. 2007). 따라서 정확한 해수면 온도의 산출은 중요한 문제이다. 해수면 온도는 다양한 방법으로 측정되고 있다. 부이, 배, 항공기 같은 현장 측량으로도 해수면 온도는 탐지하고 있을 뿐만 아니라 기상 위성을 통해서도 해수면 온도를 산출하고 있다. 해수면 온도의 측정에 위성을 이용할 시 가장 큰 장점으로서는 넓은 범위의 측정이 가능하며 연속적인 측정 및 일관성 있는 측정이 가능하다는 것이다(O' carroll et al. 2008). 그에 비해 부이, 배, 항공기와 같은 현장관측의 경우는 특정 지역의 관측이 주로 이루어진다. 이러한 자료는 전 지구 모니터링을 위한 해수면 온도 측정에 대해 어려움을 가지고 있다. 그러나 현장 관측의 장점으로서는 위성 해수면 온도 산출물에 비해 높은 정확도를 보인다는 것이다. 위성은 종관기상학의 장점을 가지고 있지만 그 현장자료에 비해 정확도가 낮다. 이는 위성 해수면 온도 산출물은 센서를 이용해 측정된 값을 알고리즘을 통해서 산출기 때문이다(Stark et al. 2006). 이 과정에서 위성 산출물은 항상 불확실성을 가지게 된다. 또한 서로 다른 위성은 서로 다른 센서와 알고리즘을 사용하기 때문에 이 불확실성의 크기도 차이가 나게 된다. 이로 인해 같은 해수면 온도를 산출하지만 위성에 따라 서로 다른 값을 산출하는 것이다.

불확실성을 줄이기 위해 기후 모델 분야에서는 앙상블을 사용하고 있다. 앙상블의 장점으로서는 다중 모델의 사용하기 때문에 정보의 신뢰성을 주며, 가장 기초적이 앙상블 기법인 산술평균을 하더라도 그 개별자료

또는 모델의 오차보다 정확도를 크게 개선할 수 있다는 것이다(Grimit and Mass. 2002). 이러한 앙상블의 장점으로 인해 Group for High Resolution Sea Surface Temperature(GHRSST)에서는 전 세계 여러 기관에서 만들어지는 위성으로 산출되는 해수면온도 앙상블 지도를 제공하고 있다.

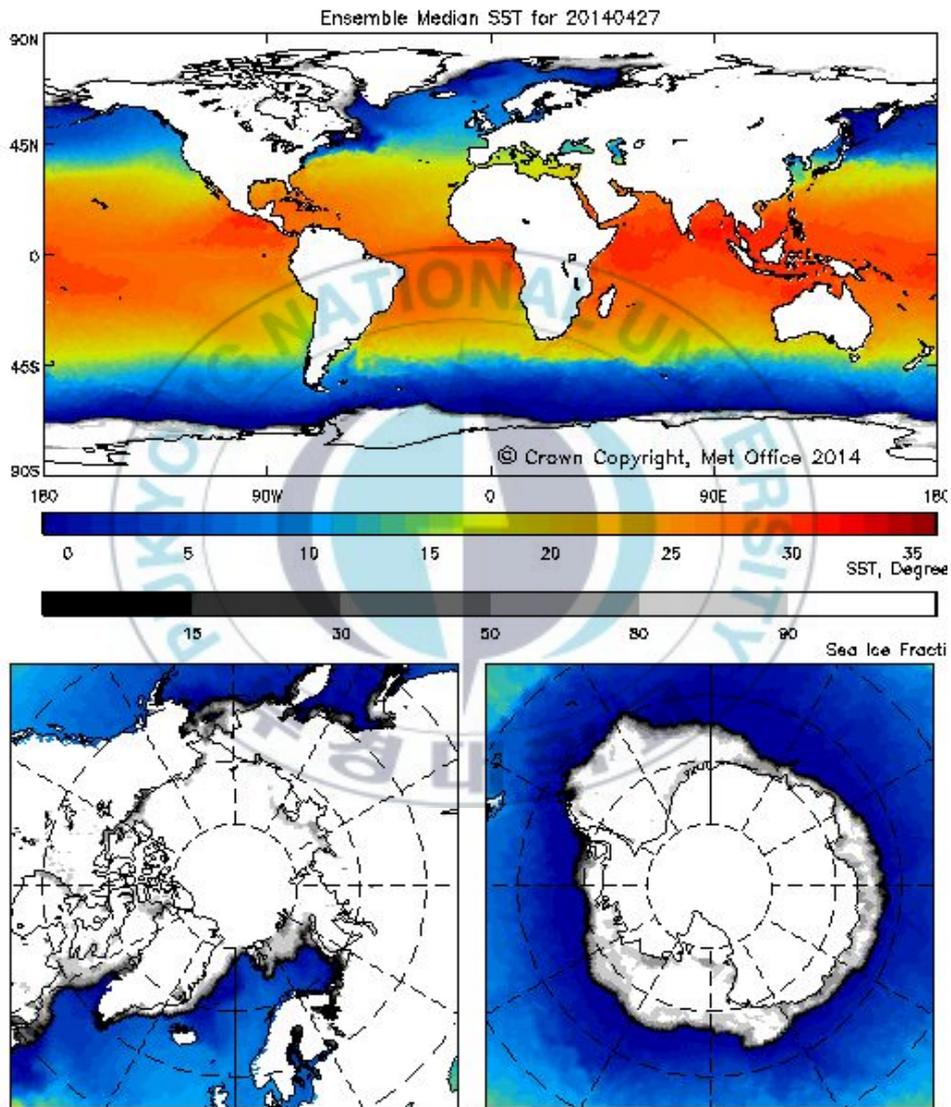


Fig 2. 1 Ensemble median SST of GHRSST on April, 27, 2014.(GHRSST web site)

여기서 제공하고 앙상블 해수면 온도 지도의 앙상블 기법은 앙상블 median 방식을 이용하여 다양한 기관에서 만들어진 해수면 온도 산출물의 픽셀 별 중위수를 채택하여 앙상블 지도를 구성하고 있다. 그러나 여기서 사용되고 있는 median 앙상블 및 가장 기초적인 앙상블 기법이 산술평균은 실제 관측 자료에 대한 영향을 고려하지 않는다. 실제 관측 자료에 대한 영향이란 위성 산출물이 실제 관측 자료에 비해 각 개별 산출물들이 얼마나 정확하게 탐지하였는가 하는 정도이다. 단순한 산술평균을 이용한 앙상블을 하게 된다면 각 위성 산출물의 불확실성을 크기를 동일하게 보게 된다. 그러나 개별 위성산출물에 따라 센서의 특성 및 알고리즘에 따라 불확실성의 차이가 존재하고 있다. 즉, 해수면 온도 탐지에 대한 정확성의 차이가 존재 한다는 것이다. 따라서 불확실성의 차이를 고려한 앙상블 기법이 필요하다.

베이지안 모델 평균화(Bayesian Model Averaging: BMA)는 위에서 제기된 불확실성의 차이를 고려할 수 있는 앙상블 기법이다(Hoeting et al. 1999). 베이지안 모델 평균화는 가중치 평균화를 하는 모델 앙상블 기법중 하나로, 베이지안 모델 평균화의 가장 큰 장점으로 사후확률을 가중치로 사용한다는 것이다. 사후확률은 이전에 일어났던 위성 산출물과 실제 관측 자료를 트레이닝함으로써, 실제 관측 자료에 대해 얼마나 위성산출물의 탐지 값(예측 값)이 정확하게 예측했는가를 확률로 구할 수 있다. 사후확률의 차이로 인해 각 개별 모델의 불확실성의 차이를 고려할 수 있게 되는 것이다(Raftery et al. 2005).

베이지안 모델 평균화를 이용하여 많은 기모후델의 앙상블에 대한 연구는 진행되어 왔다. 그중 Raftery(2005)는 베이지안 모델 평균화를 지표 온도의 예측 모델에 적용하여 그 검증 정확도를 향상시키는 연구를 하였

다. Min and Hense(2006)은 Raftery의 연구를 응용하여 베이지언 접근법으로 IPCC AR4 기후 모델들의 평가와 다중 모델 평균화에 대한 연구를 수행했다. 또한 베이지언 모델 평균화를 이용하여 다중 모형을 앙상블 함으로써 더욱 정밀한 수문 예측 모형을 고안하는 연구도 진행되었다(Q. Duan et al. 2007). 이처럼 예측 모형 분야에서 베이지언 모델 평균화는 다양한 연구에 사용되고 있었지만 아직 위성산출물에 직접적으로 적용된 사례는 아직 없었다. 베이지언 모델 평균화가 위성산출에 적용되지 않은 이유로는 먼저 이용할 수 있는 위성산출물의 기간이 길지 않았다는 것이다. 최근 위성산출물의 이용이 자유로워지고 있으며, 다양한 위성의 자료를 이용할 수 있다. 또한 그 쌓여진 데이터의 기간도 기후 연구에 이용할 수 있을 정도로 쌓여왔다. 다음으로 사후확률을 구하기 위해서는 실제 관측 자료가 요구된다. 위성 산출물의 장점이기도 하지만 접근이 어려운 지역에 대한 관측이나 연속적인 관측이 실제 관측 자료에서는 단점으로 작용하는 부분이다. 따라서 시공간 일치되는 데이터를 구축하기 어렵기 때문에 베이지언 모델 평균화가 위성산출물에 적용되기 힘들었던 이유이다. 그러나 해수면 온도의 경우, 앞서 서술 했던 것과 같이 기후연구에 적용될 수 있을 정도의 기간이 위성으로 관측되어 왔다. 또한 참고 자료인 실제 관측 자료 또한 부이, 배, 항공기등과 같은 다양한 방법을 통하여 관측되고 있으며 위성 재분석자료 또한 많은 기관에서 산출되고 있다. 이에 대한 시공간 일치 자료 또한 기후연구에 적용될 정도의 양이 쌓여져 왔다.

위의 근거를 토대로 본 연구에서 베이지언 모델 평균화가 위성산출물에 적용가능하다고 판단하였으며, 베이지언 모델평균화를 위성산출물에 적용하고자 한다. 위성산출물의 종류로는 신뢰도 높은 관측자료 및 정확도

가 높다고 알려져 있는 위성산출물인 해수면 온도를 선택하였다. 정확성이 높다고 알려져 있는 해수면 온도를 앙상블을 통하여 그 정확성을 높인다면 다른 산출물의 적용에도 충분한 적용의 가능성을 보일 것이라 판단된다. 따라서 본 연구의 연구 목표는 해수면 온도의 다중 위성산출물을 베이지언 이론을 기반으로 하는 베이지언 모델 평균화를 이용하여 앙상블함으로써 신뢰도 높고 정확도를 향상시킨 해수면온도를 산출하는 것이다.

이를 설명하기 위한 본 논문의 구성으로는 총 5장으로 이루어져 있으며, 1장에서는 연구에 대한 배경을 소개 하고 2장에서는 연구에 사용한 베이지언 모델 평균화 기법에 대한 소개를 하였다. 3장에서는 앙상블에 사용된 위성 및 산출물에 대한 소개를 하였으며 4장에서 전체 앙상블 과정과 그에 대한 검증을 하고 5장에서는 요약 및 결론에 대해 서술하였다.



## 2. 연구방법

### 2.1 베이지언 모델 평균화

불확실성이란 여러 가지의 의미를 가지고 있다. 본 연구에 사용되는 불확실성의 의미로는 측량의 불확실성을 의미하며 측정의 정확성에 영향을 미치게 된다. 즉, 측정 결과에 대한 부정확의 의심의 정량화하는 것을 의미한다(Bell, 2001). 불확실성의 크기를 정량화하는 것은 실제 관측자료에 대한 비교가 필요하다. 위성을 통한 해수면 온도(Sea Surface Temperature: SST)의 불확실성 측정은 측정 평균의 오차, 편차 또는 표준편차의 평균을 의미한다(Minnett, 2010). 그러나 산출물에 따라 실제 관측자료와의 차이는 다르게 나타난다. 따라서 모델에 따라 불확실성의 크기 차이가 존재하게 된다.

베이지언 모델 평균화(Bayesian Model Averaging: BMA)는 이러한 불확실성의 차이를 고려하여 모델 평균화를 수행한다. BMA에 대한 개념은 Hoeting의 3명(1999)의 연구에 상세히 설명되어있다. 다음에 이어지는 BMA의 기본 과정과 설명은 Hoeting et al(1999), Raftery et al(2005), Q. Duan et al(2007)을 참고하여 설명 하겠다. 알고자 하는 값  $y$ 에 대한 주어진 데이터  $D$ 의 사후 분포는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$p(y|D) = \sum_{k=1}^K p(y|M_k, D)p(M_k|D)$$

이것은 각 모델의 사후 분포의 평균이다. 여기서  $M_1, \dots, M_k$  는 고려되어 지는 모델들이다. 모델  $M_k$  의 사후확률은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p(M_k|D) = \frac{p(D|M_k)p(M_k)}{\sum_{k=1}^K p(D|M_k)p(M_k)}$$

또한 각 모델에  $p(M_k|D)$ 의 합계인  $\sum_{k=1}^K p(M_k|D)$ 는 1이 된다. 이것은 충분히 가중치( $w_k$ )로 보일 수 있다. 여기서

$$p(D|M_k) = \int p(D|\theta_k, M_k)p(\theta_k|M_k)d\theta_k$$

으로 표현되며 이것은 모델  $M_k$ 의 종합 우도를 의미한다.  $\theta_k$ 는 모델  $M_k$ 의 모수들의 벡터를 의미한다.  $p(\theta_k|M_k)$ 는 우도이고,  $p(M_k)$ 는 사전확률이다. 위의 과정을 통해 BMA 예측 모형은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p(y|f_1, \dots, f_k) = \sum_{k=1}^K w_k g_k(y|f_k)$$

여기서  $f_k$ 는 bias-correction을 통하여 모델 예측값  $M_k$ 의 수정된 예측값이 된다.  $f_k$ 는 그에 대한 조건부확률 밀도함수  $g_k(y|f_k)$ 에 영향을 준다. 본 연구에서 사용될 데이터인 SST 자료의 오차는 정규분포를 따른다는 것으로 알려져 있으며, bias correction된 예측값의 오차 또한 정

규분포를 따른다고 가정할 수 있다. 따라서  $y|f_k$ 은 모델의 bias-correction 된 값을 평균으로 가지게 된다.

$$y|f_k \sim N(a_k + b_k f_k, \sigma^2)$$

BMA 예측 모형의 가중치와  $y|f_k$ 의 분산을 구하는 과정은 뒤의 과정에서 함께 설명을 하겠다.

추정되는 BMA 모형의 사후 평균은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$E[y|f_1, \dots, f_k] = \sum_{k=1}^K w_k (a_k + b_k f_k)$$

그러면 이 BMA 예측 모형에서 가장 중요한 부분인 가중치와 추정된 예측값에 대한 오차의 분산을 추정하기 위해 우도함수를 구한다면 다음과 같은 식으로 구하게 된다.

$$l(\theta) = \log\left(\sum_{k=1}^K w_k g_k(y_{st}|f_{kst})\right)$$

하지만 개별적인 실제 관측값에 대한 사후확률과 모수를 추정할 수는 있지만 전체 데이터를 대변하는 값을 도출하기는 불가능 하다. 따라서 우도함수를 통하여 이를 추정하기 위하여 Raftery et al, Min et al, Q. Duan et al에서 추천하는 모수 추정 방법으로 Expectation - Maximization Algorithm을 사용하였다.

## 2.2 Expectation-Maximization Algorithm

Expectation-Maximization Algorithm(Dempster et al. 1977; McLachlan and Krishnan. 1997)은 위의 문제를 해결하기 위해 사용하였다. EM 알고리즘은 missing data 또는 잠재 변수(latent variable) 최대우도추정(Maximum Likelihood Estimator: MLE)을 계산하기 위한 효과적인 반복 절차이다(Bilmes. 1998; Frank. 2002). EM 알고리즘은 크게 2가지 단계를 반복 수행한다. Expectation step(E-step)에서는 관측자료에 대한 현재의 추정 모수를 이용하여 잠재 변수를 추정한다. Maximization step(M-step)에서는 모수를 재추정함으로써 평균과 분산을 재설정 하게 되고 이로써 다음 반복에서 사용할 모형을 업데이트 한다.

E-step:

$$\hat{Z}_{kst}^{(j)} = \frac{w_k^{(j-1)} g(y_{st} | \tilde{f}_{kst}, \sigma_k^2)^{(j-1)}}{\sum_{i=1}^K w_i^{(j-1)} g(y_{st} | \tilde{f}_{ist}, \sigma_i^2)^{(j-1)}}$$

M-step:

$$w_k^{(j)} = \frac{1}{n} \sum_{s,t} \hat{Z}_{kst}^{(j)}$$

$$\sigma_k^{2(j)} = \frac{\sum_{s,t} \hat{Z}_{kst}^{(j)} (y_{st} - \tilde{f}_{kst})^2}{\sum_{s,t} \hat{Z}_{kst}^{(j)}}$$

EM 알고리즘은 군집모형의 이론으로 설명하자면 다음의 Fig 2. 1.같이 표현 할 수 있다. 만약 5개의 모델이 있다면 그에 해당하는 5개의 정규분

포(클러스터)가 생기게 되고 이 정규분포의 평균과 분산을 조정함으로써 모든 관측 값을 5개의 정규분포가 포함하게 한다. 여기서 이전의 반복과 현재의 반복에서의 평균과 분산의 변화가 일정 허용오차 이내로 들어오게 되면 반복을 멈추게 된다. 그때 포함하고 있는 관측값의 정도에 따라 가중치가 설정되게 된다(김완섭).

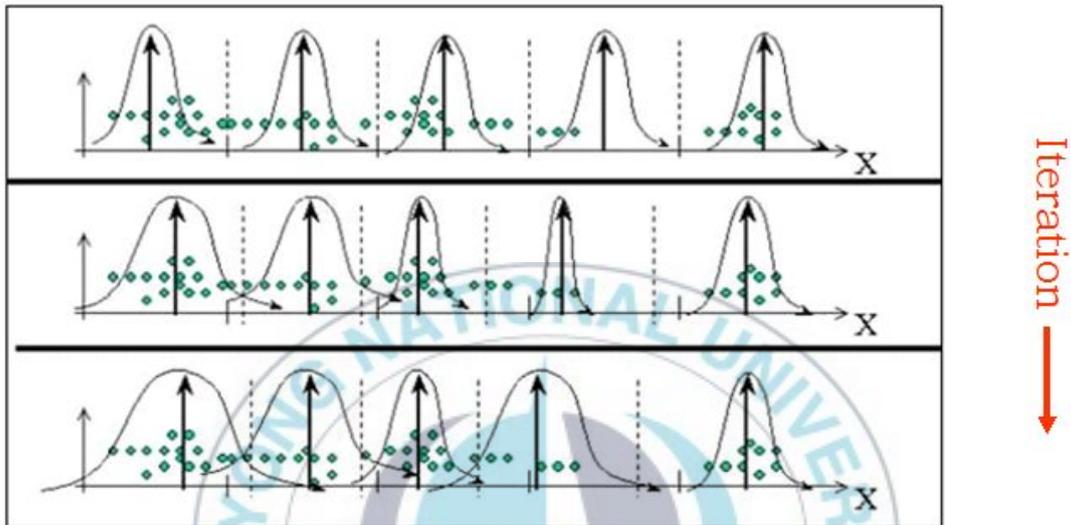


Fig 3. 1. Example : updating of the clusters through iteration process(대용량 데이터를 처리하기 위한 EM Survey)

<p><b>Input :</b> Cluster number <math>k</math>, a database, Stopping tolerance</p> <p><b>Output :</b> A set of <math>k</math> clusters with weight that maximize Log-likelihood function.</p> <p>(1) Expectation Step</p> <p>For each database record <math>x</math>,</p> <p>Compute the membership probability of <math>x</math> in each cluster <math>h = 1, \dots, k</math>.</p> <p>(2) Maximization Step</p> <p>Update mixture model parameter (probability weight)</p> <p>(3) Stopping criteria</p> <p>If stop criteria is satisfied stop</p> <p>Else set <math>j = j+1</math> and goto (1)</p>
---

Fig 2. 2. Process of the EM algorithm process(대용량 데이터를 처리하기 위한 EM Survey)

최대 우도 추정을 이용하는 EM 알고리즘을 통하여 사후확률의 모수를 추정한다. 추정된 사후확률을 가중치로 이용하여 가중치평균을 통해 모델의 앙상블된 값을 구할 수 있다.



### 3. 자료

SST의 탐지는 다양한 방법으로 이루어지고 있다. 본 연구에서는 위성을 기반으로 산출된 SST를 중심으로 설명을 하겠다. Fig 3. 1은 SST 탐지 방법 별 탐지하는 해수면 깊이를 나타내는 그림이다.

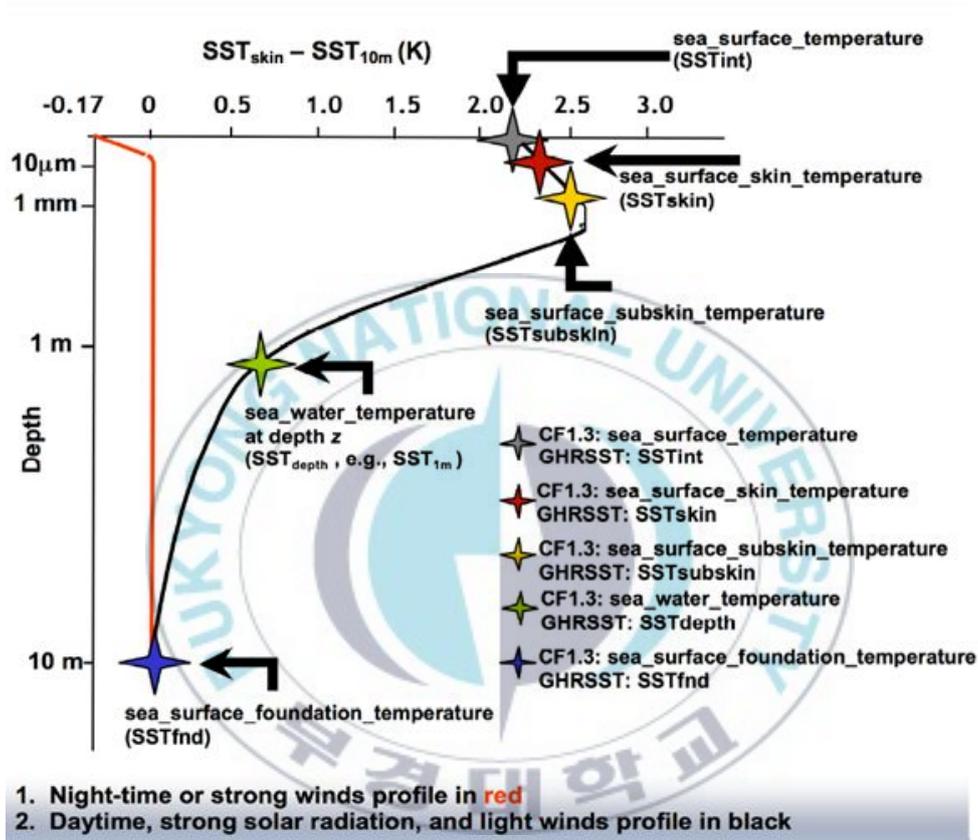


Fig 3. 1. Overview of SST measurement types used within GHRSSST.(GHRSSST User Guide version9)

여기서 대부분의 위성에서 사용하는 증적외 및 열적외를 이용한 탐지의 경우 해수면의 최상층(~ 10-20μm)에 해당하는 SST-skin은 온도를 탐지하고 있다. 마이크로파를 이용하는 위성 센서의 경우 skin영역의 바로

아래에 해당하는 영역인 sub-skin의 영역을 탐지하고 있다. 하지만 skin과 sub-skin을 모두 포함하는 깊이는 약 1mm의 영역이다. 따라서 본 연구에서는 두 영역의 SST를 같은 영역의 SST로 가정하고 사용하였다. 또한 부이 등과 같은 현장 관측 자료의 경우 그림에서 초록색영역과 파란색 영역에 해당하며 이는 foundation영역으로 태양의 주기성에 대한 온도의 변화가 영향을 미치지 않는 영역의 온도를 측정하게 된다 (GHRSSST). 이를 skin의 값과 비교를 위해서는 foundation 값을 skin 영역의 값으로 또는 skin 영역의 값을 foundation 영역의 값으로 전환해 주어야한다. 여기서 새로운 불확실성이 발생할 수 있다고 판단하였다. 따라서 본 연구에서는 위성으로 탐지되는 SST 중에서 근적외 및 열적외 그리고 마이크로파를 이용하여 SST를 구한 산출물만을 앙상블 멤버 및 레퍼런스 자료로 사용하였다. 사용한 앙상블 자료로 Aqua위성의 센서인 MODIS와 AMSR-E를 통해서 산출된 자료와 NOAA의 AVHRR 센서를 이용해 산출된 SST자료를 앙상블 멤버로 사용하였다. 참고 자료로 사용한 SST자료는 Envisat 위성의 AATSR센서의 자료를 사용하였다. 연구 기간으로는 앙상블 멤버를 구성하기 위한 위성과 레퍼런스 데이터를 구성하기 위한 각 위성의 산출기간의 공통된 부분의 일부인 2006년부터 2008년의 3년간 36개월의 월 평균 자료를 사용하였다.

### 3.1 Ensemble members

#### 3.1.1 MODIS and AMSR-E of Aqua

2002년에 발사된 Aqua 위성은 NASA(National Aeronautics and Space Administration)의 지구 관측 시스템(Earth Observation

System: EOS)의 한 부분을 차지하는 위성이다. 주목적은 해양관측을 위한 기상 위성으로 705km 상공에서 태양동주기의 극궤도 위성이다. 다양한 센서를 통해서 해양을 관측하고 있으며, 본 연구에서는 Aqua의 탑재 센서 중에 SST를 탐지하는 MODIS( Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)와 AMSR-E(Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS)를 통해서 구해지는 주간(daytime) SST 산출물을 앙상블 멤버로 사용하였다. MODIS는 중적외와 열적외 파장 값을 알고리즘의 계산을 통해 SST를 산출하고 있다. SST를 산출하기 위해 이용하는 MODIS의 채널과 그에 해당하는 밴드 폭(Band width)는 Table 3. 1.와 같다.

Table 3. 1. Channel and Bandwidth of MODIS for measuring SST

채널	밴드 폭( $\mu\text{m}$ )
20	3.66 - 3.84
22	3.929 - 3.989
23	4.02 - 4.08
31	10.78 - 11.28
32	11.77 - 12.27

중적외를 이용하는 SST관측의 경우 야간의 SST산출물만을 제공하고 있다. 따라서 본 연구에서는 열적외를 이용하여 구해진 주간(weekly)의 SST산출물을 사용하였다. 이 산출물은 주간 및 야간으로, 4km 및 9km, 그리고 일자료, 주간(weekly)평균 자료, 8일 평균 자료, 월 평균자료 등으로 다양하게 제공되고 있다. 이 중 월 평균자료를 주간(weekly)의 4km 월 평균자료를 이용하였다. 공간해상도는 0.0416 도로 약 4.63km에 해당된다. 또한 MODIS의 SST자료는 퀄리티 필드를 제공하고 있다. 제공하는 퀄리티

필드를 이용하여 퀄리티가 가장 높은 데이터만을 이용하여 앙상블 멤버 데이터로 사용하였다.

AMSR-E 센서는 마이크로파를 이용하는 센서로 ascending과 descending으로 주간과 야간을 구별하게 된다. 따라서 MODIS자료와 동일하게 주간 자료를 사용하기 위해서 ascending 자료를 사용하였다. MODIS자료와 같이 전 지구 자료를 제공하고 있지만 MODIS에 비해 공간해상도가 크다. AMSR-E의 자료의 해상도는 0.25도로 약 25km에 해당된다. AMSR-E자료의 획득은 Remote Sensing Systems(RSS)에서 제공하고 있는 자료로 사용하였으며, 이 자료는 일 자료, 3일 평균, 주간 평균 자료를 제공하고 있다. 여기서 일 자료를 이용하여 월 평균 자료를 생성하여 사용하였다. 또한 RSS에서 제공하고 있는 자료는 비나 거센 바람 또한 해빙이나 연안에 가까운 지역에 대해 오탐지를 예방하기 위해 제거된 자료를 제공한다.

### 3.1.2 AVHRR of NOAA

Advanced Very High Resolution Radiometer(AVHRR)은 National Oceanic And Atmospheric Administration(NOAA)의 National Environmental Satellite 에 탑재된 센서이다. AVHRR을 이용하여 구한 SST의 자료는 기상 위성을 통해 가장 긴 타임 시리즈를 구성하고 있다. AVHRR의 채널 중 5번을 통하여 SST를 산출하며 그 파장은 11.50 - 12.50  $\mu\text{m}$  에 해당한다. MODIS SST산출물과 같이 일 자료, 5일 평균, 8일 평균, 월 평균등 다양한 형태로 제공하고 있다. 자료의 범위는 전 지구 자료이며 공간 해상도는 0.044도 이다. 퀄리티 필드가 존재하고 있으며, 이를 이용하여 퀄리티가 가장 높은 자료를 추출하여 앙상블 멤버

를 위한 자료로 사용하였다. 본 연구에서는 연구기간에 해당하는 NOAA-18위성에서 산출된 자료로 Pathfinder 5버전의 자료를 사용하였다.

앙상블 멤버 자료로 Fig 3. 2와 같이 36개월의 월 평균 자료를 취득 및 생성하였다. 그림 Fig 3. 3은 2006년 6월의 앙상블 멤버인 3개의 센서에서 산출된 SST의 차이를 보여주는 그림이다. MODIS 산출물을 기준으로 각 픽셀별 AVHRR과 AMSR-E의 산출물에서 가장 가까운 중앙점을 가지는 픽셀을 찾음으로써 비교를 수행하였다. 3개의 산출물의 최대값과 최소값의 차이를 보여주고 있다. 최대 6도 이상의 차이를 나타내는 영역도 존재하고 있었다.

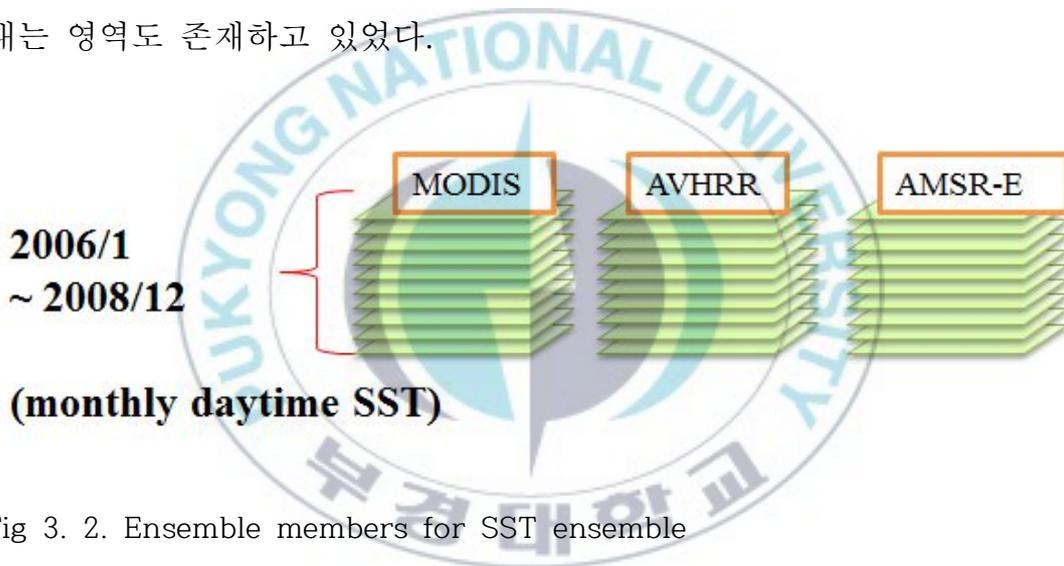


Fig 3. 2. Ensemble members for SST ensemble

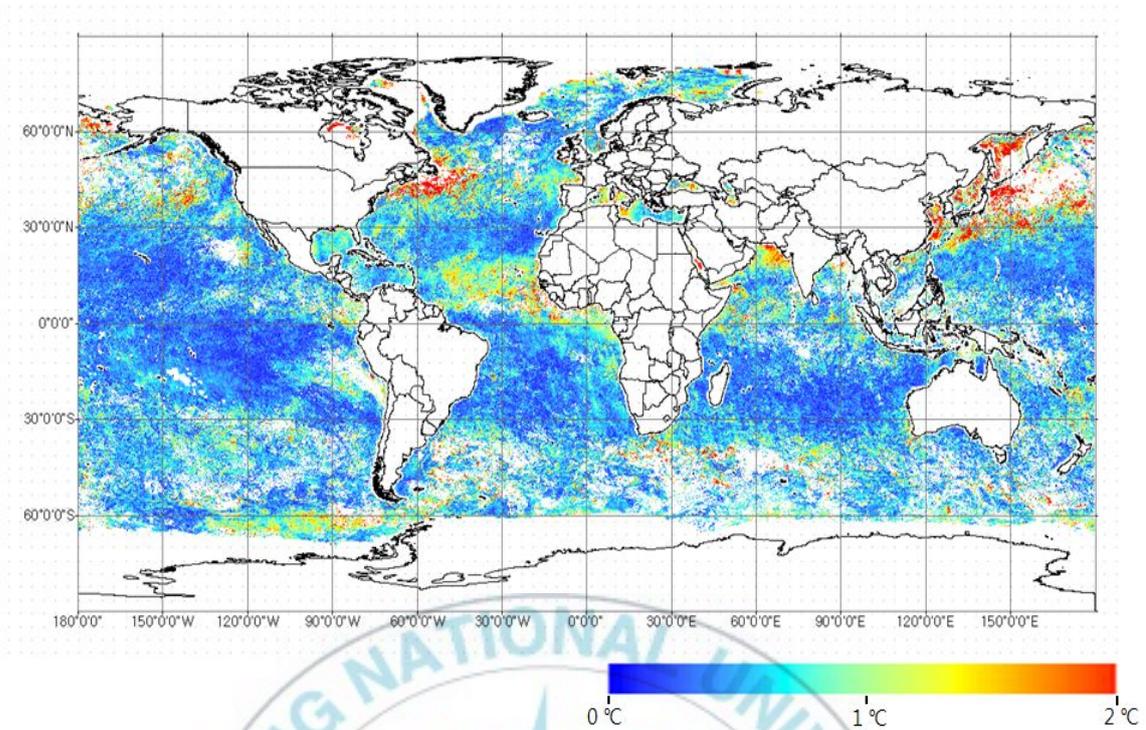


Fig 3. 3. Difference among the three members on June 2006

### 3.2 Reference data

레퍼런스 데이터는 앙상블 멤버 데이터와의 비교를 통하여 사후확률을 도출하고, 앙상블 수행 후 검증 위한 자료로 사용된다. 레퍼런스 데이터로 사용한 자료로는 in-situ match-up database와의 비교 등을 통해 정확도가 높은 것으로 알려져 있는 AATSR 센서를 통해서 구해지는 SST 자료를 사용하였다. AATSR 센서는 유럽 위성인 Envisat 위성에 탑재되어 있는 센서이다. Envisat은 European space Agency(ESA)에서 발사한 위성으로 지구 관측을 위한 극궤도 위성이다. 주요 임무는 대기, 해양, 지표 그리고 얼음에 대한 관측을 하는 것이다. AATSR 센서의 SST 탐지에 대한 1km의 공간 해상도를 가지고 있다. AATSR의 퀄리티 필드

로 사용된 변수로는 Cloud proximity confidence로 각 나타내는 숫자에 대한 설명은 Table 3. 2와 같다. 픽셀 별 다음의 숫자로 정보를 제공하고 있으며, 간단한 설명으로 1은 미탐지 및 오탐지 가능성이 높은 데이터이며, 2번은 노이즈로 인해 자료의 정확도를 보장할 수 없는 데이터이다. 3번은 역시 구름에 의한 오탐지가 의심되는 곳이며, 4번 이상부터는 정확도 높은 자료로 사용되지만 6번의 경우는 구름외의 요소로 인해 오탐지가 의심되는 지역을 말한다(Stark et al. 2008). 본 연구에서는 참고자료의 높은 정확도를 요구된다. 따라서 CPC가 5인 자료만을 추출하여 사용하였다.

Table 3. 2. Values of the cloud proximity confidence flag and associated bias and std dev SSES(Stark et al. 2008)

Cloud proximity confidence	Bias(K)	Std dev(K)
2(bad)	0.33	0.6
3(suspect)	0.33	0.3
4(acceptable)	0.19	0.3
5(excellent)	0.19	0.3
6(suspect, cold skin, upwelling, riverine input, etc)	0.19	0.3

## 4. 앙상블 및 검증

### 4.1 앙상블 과정

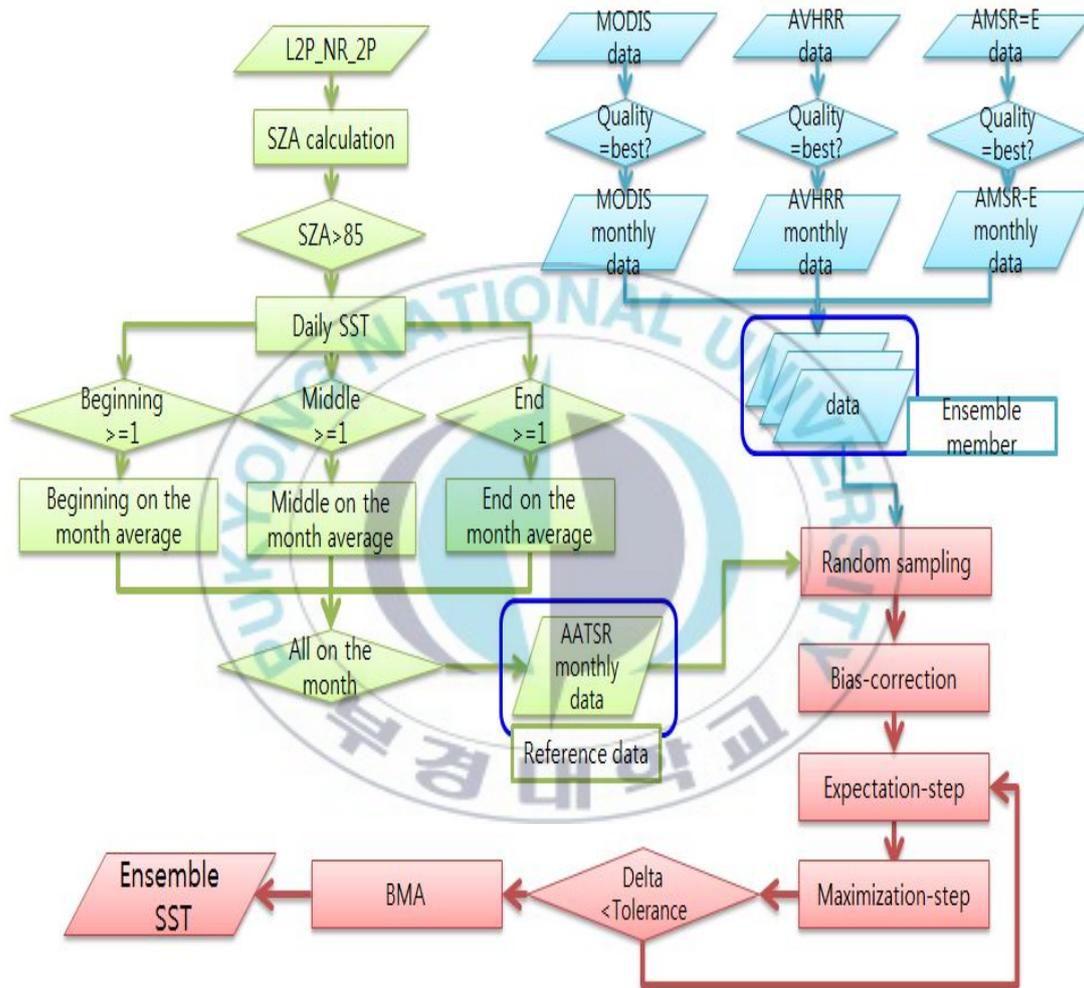


Fig 4. 1. Process of BMA SST ensemble

Fig 4. 1.은 전체적인 앙상블 SST 생성하기 위한 과정을 나타내는 그림이다. 세부적인 설명으로는 다음과 같다. BMA를 이용한 앙상블을 수행하기 위해 우선 데이터 전처리 과정을 수행하였다. MODIS와 AVHRR

의 SST산출물의 경우 주간(daytime) 월 평균 자료를 제공하고 있다. 따라서 퀄리티 필드를 통하여 픽셀 별 가장 높은 퀄리티를 나타내고 있는 데이터만을 추출하여 각각의 베스트 퀄리티 주간(daytime) 월평균 자료를 생성하였다. AMSR-E의 SST산출물의 경우는 월평균 자료가 제공하고 있지 않고 있다. 앞서 데이터 소개에서 언급한 내용과 같이 ascending시의 획득 자료가 주간 자료로 알려져 있다. 따라서 ascending일 자료를 추출하고 산술 평균을 통하여 월 자료를 생성하였다. 참고자료인 AATSR SST는 ATS\_NR\_2P는 ESA에서 netCDF로 제공하고 있는 자료이다. 첩부된 자료 중 탐지 시간과 탐지 위치의 위경도를 이용하여 태양천정각(solar zenith angle, SZA)을 계산하였다. 그리고 SZA가 85도 이상인 경우 주간 데이터로 사용하였다. 1일간 주간으로 간주된 자료의 평균을 이용하여 AATSR의 일 평균 SST자료를 생성하였다. 그 후 1달을 초, 중, 말 기간으로 나누고 나누어진 기간의 초, 중, 말 기간의 평균과 탐지 횟수의 기록하는 파일을 생성했다. 여기서 초, 중, 말 기간의 평균 자료에서 탐지 횟수가 각각 1회 이상 탐지된 자료만을 이용하여 월 평균 자료 생성을 위한 자료로 사용하였다. 위와 같이 구해진 월 평균 SST 앙상블 멤버들과 AATSR자료의 시공간 일치의 매치업 자료를 구성하였다. 이때 각 산출물에 따라 해빙을 나타내는 온도가 다르게 나타난다. 또한 AMSR-E자료의 경우 해빙에 있을 경우 미탐지 영역으로 간주하게 된다. 따라서 매치 자료 생성 시 남위와 북위 0 - 30도 지역을 제외한 샘플 데이터를 구축하였다. 그 매치업 자료에 대해 매월 1000개씩을 무작위 추출을 통하여 샘플을 추출하였으며 36개월 샘플이 36000개의 샘플의 위치는 Fig 4. 2와 같이 나타났다. 대서양 지역의 샘플 자료의 분포가 적게 나타나는 이유로는 AATSR의 주기

성에 주간에 태평양지역의 일대의 탐지로 인한 것으로 판단된다.

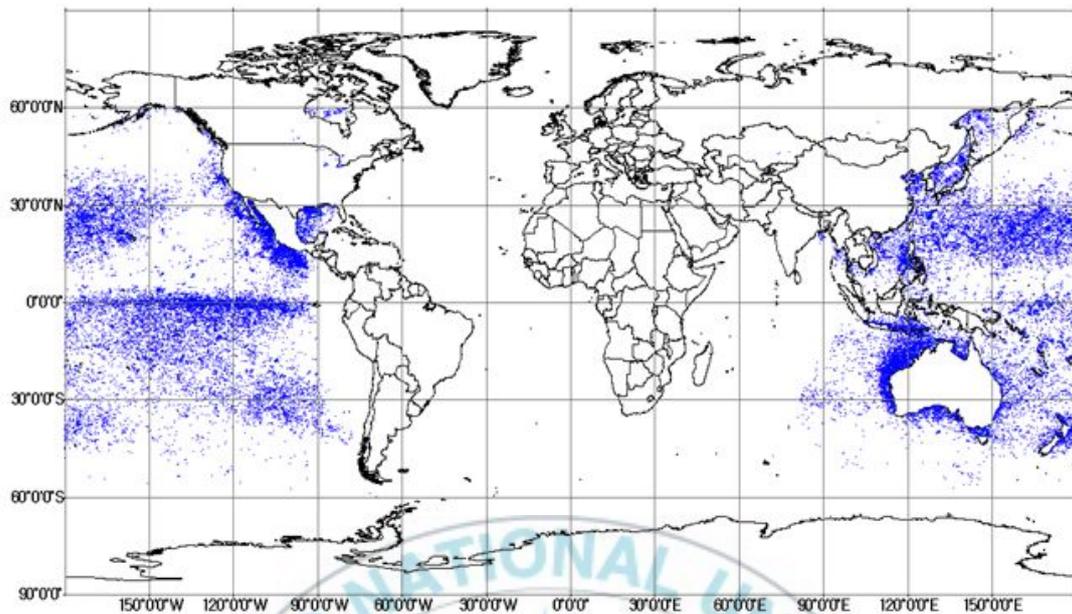


Fig 4. 2. location of 36-months match-up sample data

매월 1000개씩의 앙상블 멤버 그리고 참고자료의 매치업 샘플데이터를 생성한 후, 선형회귀를 통하여 bias-correction을 수행하였다. BMA의 주안점중 하나인 모델 내부의 불확실을 줄이 위해 bias-correction 과정이 수행되어야 하며 여기 산출된 회귀식을 통하여 정규분포를 가지는 에러의 분포를 설정하게 된다. 이렇게 구해진 3가지 앙상블 멤버에 대한 3가지의 회귀식이 생성되고 이에 해당하는 사후확률 밀도 함수를 생성한 뒤, EM 알고리즘의 반복 과정을 통하여 확률 밀도 함수의 MLE를 통해 모수를 추정한다. 모수의 추정으로 가중치를 도출하게 된다. 도출된 가중치를 bias-correction된 예측값에 적용함으로써 BMA앙상블 SST를 생성하게 된다.

## 4.2 검증

양상블 SST에 대한 검증을 위한 방법으로 one-leave-out cross validation을 수행하였다. 수행 방법은 Fig 4. 3.와 같이 전체 36개월 중 특정 한달은 제외하고 35개월의 데이터를 가중치를 도출하기 위한 검증 데이터 셋으로 설정한다. 이 검증 데이터 셋을 통하여 도출된 가중치를 제외되었던 한달의 양상블 멤버들에 적용하고 구해진 한달의 양상블 SST와 양상블 멤버들을 AATSR과의 RMSE를 계산하여 비교하는 방식으로 진행하였다.



Fig 4. 3. process of the one-leave-out cross validation

제외되는 한달을 순차적으로 바꾸면서 총 36개의 검증 데이터셋을 생성하였으며 이에 대한 36번의 비교가 수행되었다. 한달의 1000개의 매치업 샘플 데이터로 구성되어 있기 때문에 1개의 검증 세트는 350000(1000(데이터)×35(개월))개의 샘플을 이용하여 가중치를 도출하

게 된다. 이렇게 도출된 36검증 세트의 가중치는 Table 4. 1., Table 4. 2.와 같다.

Table 4. 1. Weight of each validation sets derived by EM algorithm. (1-18 sets)

validation set	weight		
	MODIS	AVHRR	AMSR-E
1	0.383	0.207	0.410
2	0.386	0.203	0.412
3	0.372	0.192	0.436
4	0.378	0.193	0.429
5	0.378	0.212	0.410
6	0.381	0.204	0.415
7	0.383	0.207	0.410
8	0.385	0.206	0.409
9	0.382	0.206	0.412
10	0.386	0.200	0.414
11	0.386	0.208	0.406
12	0.39	0.206	0.404
13	0.385	0.213	0.403
14	0.385	0.207	0.408
15	0.388	0.208	0.404
16	0.392	0.202	0.405
17	0.383	0.206	0.411
18	0.384	0.205	0.410

Table 4. 2. Weight of each validation sets derived by EM algorithm. (19-36 sets)

validation set	weight		
	MODIS	AVHRR	AMSR-E
19	0.384	0.204	0.412
20	0.384	0.204	0.412
21	0.383	0.204	0.412
22	0.385	0.202	0.413
23	0.391	0.211	0.398
24	0.396	0.206	0.398
25	0.397	0.204	0.399
26	0.388	0.201	0.411
27	0.393	0.205	0.402
28	0.406	0.202	0.392
29	0.411	0.197	0.392
30	0.402	0.204	0.394
31	0.393	0.206	0.401
32	0.389	0.206	0.404
33	0.386	0.208	0.406
34	0.380	0.212	0.407
35	0.381	0.210	0.409
36	0.391	0.206	0.403

36개의 대부분의 검증세트에서 유사한 가중치가 도출되었다. 대체로 MODIS와 AMSR-E의 데이터에 대한 가중치가 비교적 높게 나왔으며, AVHRR의 데이터에 대한 가중치는 다른 두 양상블 멤버에 비해 낮게 나오고 있다. 여기서 양상블 멤버의 AATSR과의 RMSE 통해 예상한 가중치에 분포에 비해 AMSR-E의 가중치가 높게 산출되었다. 단순 오차에 의한 가중치를 도출 한 것이 아니라 회귀식을 통한 새로운 예측값을 생성하고 이에 대한 정규분포를 구성이 함으로써 이에 대한 사후확률로 구

해지는 가중치이기 때문이다. 단순 오차를 이용한 가중치 산출과 확률을 이용하는 가중치 산출의 가중치가 다를 수 있다는 것을 보여주고 있다.

Fig 4. 4.은 도출된 가중치를 제외된 1달의 앙상블 멤버들에 적용하여 BMA 앙상블을 산출하고 그에 따른 앙상블 멤버들의 AATSR과의 차이를 보여주는 그래프이다.

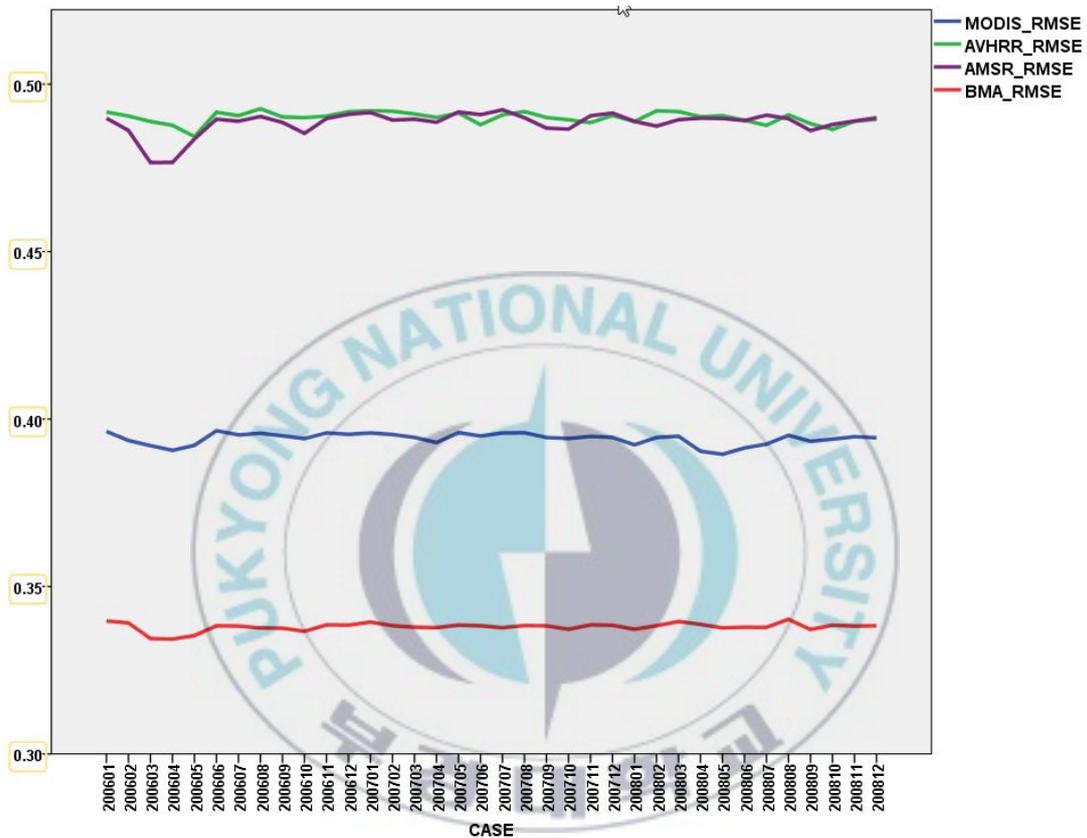


Fig 4. 4. RMSE of each validation sets of MODIS, AVHRR, AMSR-E and BMA ensemble SST with AATSR

Fig 4. 4.에서 보는 바와 같이 36개의 모든 검증 세트에서 BMA가 가장 낮은 RMSE를 보이고 있었다. 앙상블 멤버의 개별 위성들은 오차는 MODIS SST 산출물이 다른 두 SST산출물보다 RMSE가 낮게 나왔다. 각 검증한 기간에 따른 RMSE의 분포가 큰 차이 없이 거의 일정하게 유

지 하고 있으며, 이는 계절에 따른 영향은 미비하다고 판단할 수 있다.

Fig 4. 5.은 다른 앙상블 기법과의 BMA 앙상블을 비교한 그래프이다. 다른 앙상블 기법으로는 앙상블 멤버를 산술평균을 한 앙상블 mean과 앙상블 멤버 중 중위수를 채택하는 앙상블 median을 구하였다. 각각의 제외된 한달에 대한 앙상블 mean과 앙상블 median을 고하고 AATSR과의 RMSE를 비교했다. 3자료 모두 앙상블 멤버의 영향을 받는 값이기 때문에 값의 변화나 트렌드는 비슷한 형태를 보이고 있었다. 앙상블 멤버와의 비교와 마찬가지로 계절적 영향은 없다고 판단하였으며, 36개월의 모든 검증 세트에 대하여 BMA의 SST 앙상블이 가장 낮은 RMSE를 보이고 있었다.

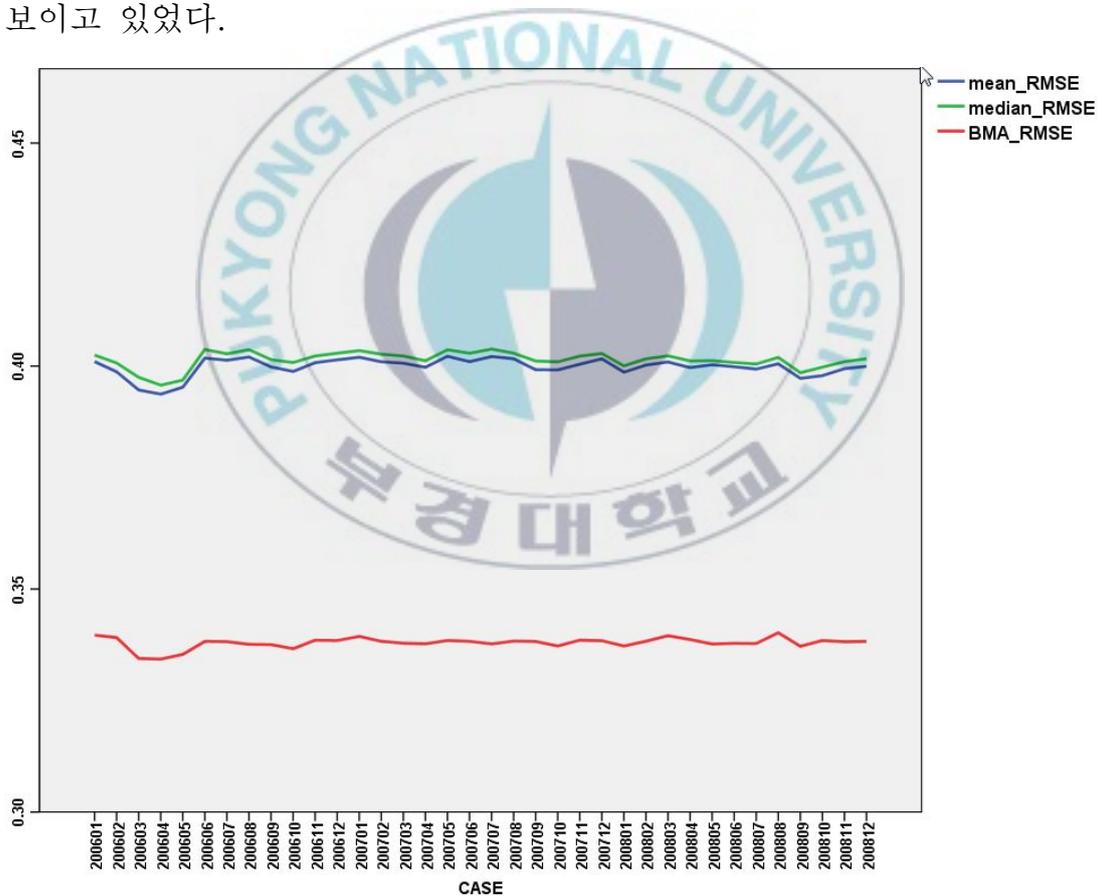
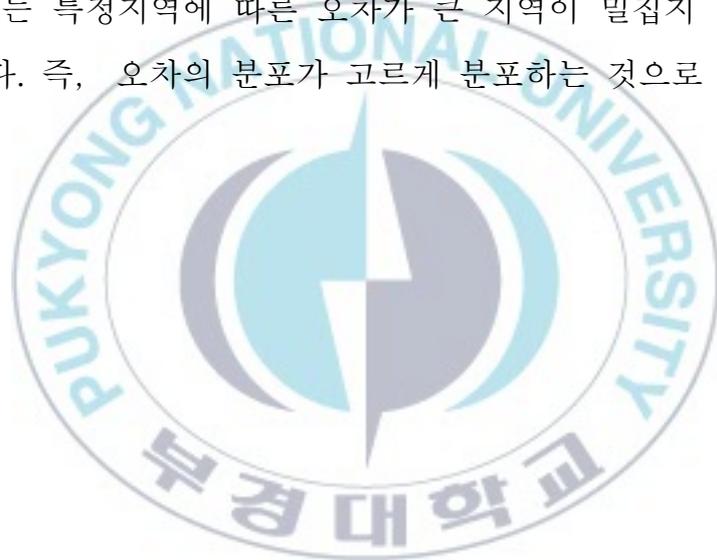
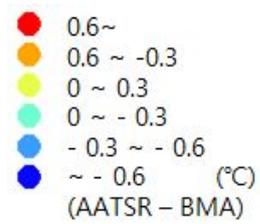
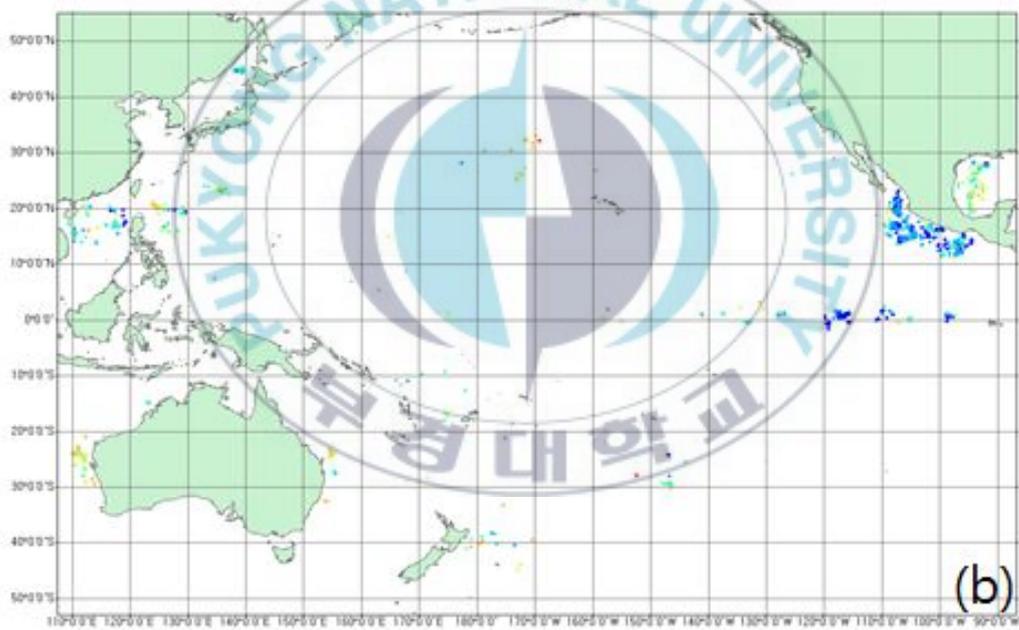
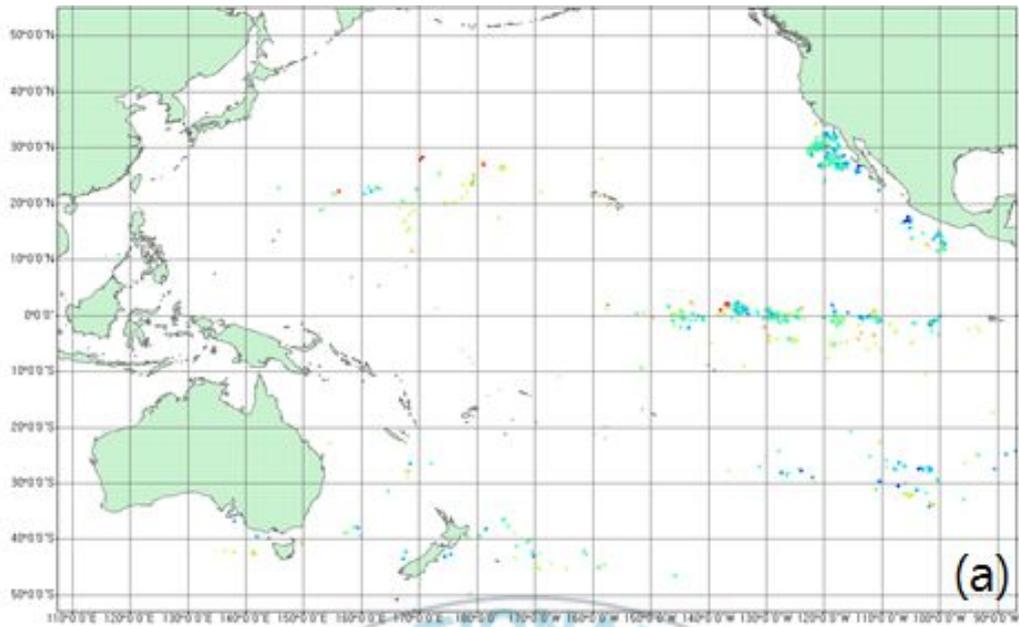


Fig 4. 5. RMSE of each validation sets of other ensemble(mean and median) and BMA ensemble SST with AATSR

또한 시공간적 오차 특성을 살펴보기 위한 Fig 4. 6.은 BMA와 AATSR의 각 계절의 대표로 1월, 4월, 7월, 10월의 에러 분포를 나타낸 그림이며, Fig 4. 7-10. 과 Fig 4. 11-14.은 각각 위경도에 따른 에러의 분포를 산점도로 나타낸 것이다. 태평양 중심으로 에러 분포를 나타낸 Fig 4. 6.에서 보는 바와 같이 샘플의 수의 차이를 고려한다면 계절적으로 유사 영역에서의 오차의 차이가 뚜렷한 차이를 보이지 않는다. 또한 Fig 4. 7-10. 과 Fig 4. 11-14.에서 나타내는 바와 같이 위경에 따라 샘플의 수의 차이가 있을 뿐, 특정 위도 또는 경도에서 특정오차의 분포가 일정하게 나타나지 않는다. 이 자료들을 통해서 생성된 앙상블 SST는 위경도나 또는 특정지역에 따른 오차가 큰 지역이 밀집지 않은 것을 확인할 수 있다. 즉, 오차의 분포가 고르게 분포하는 것으로 판단된다.





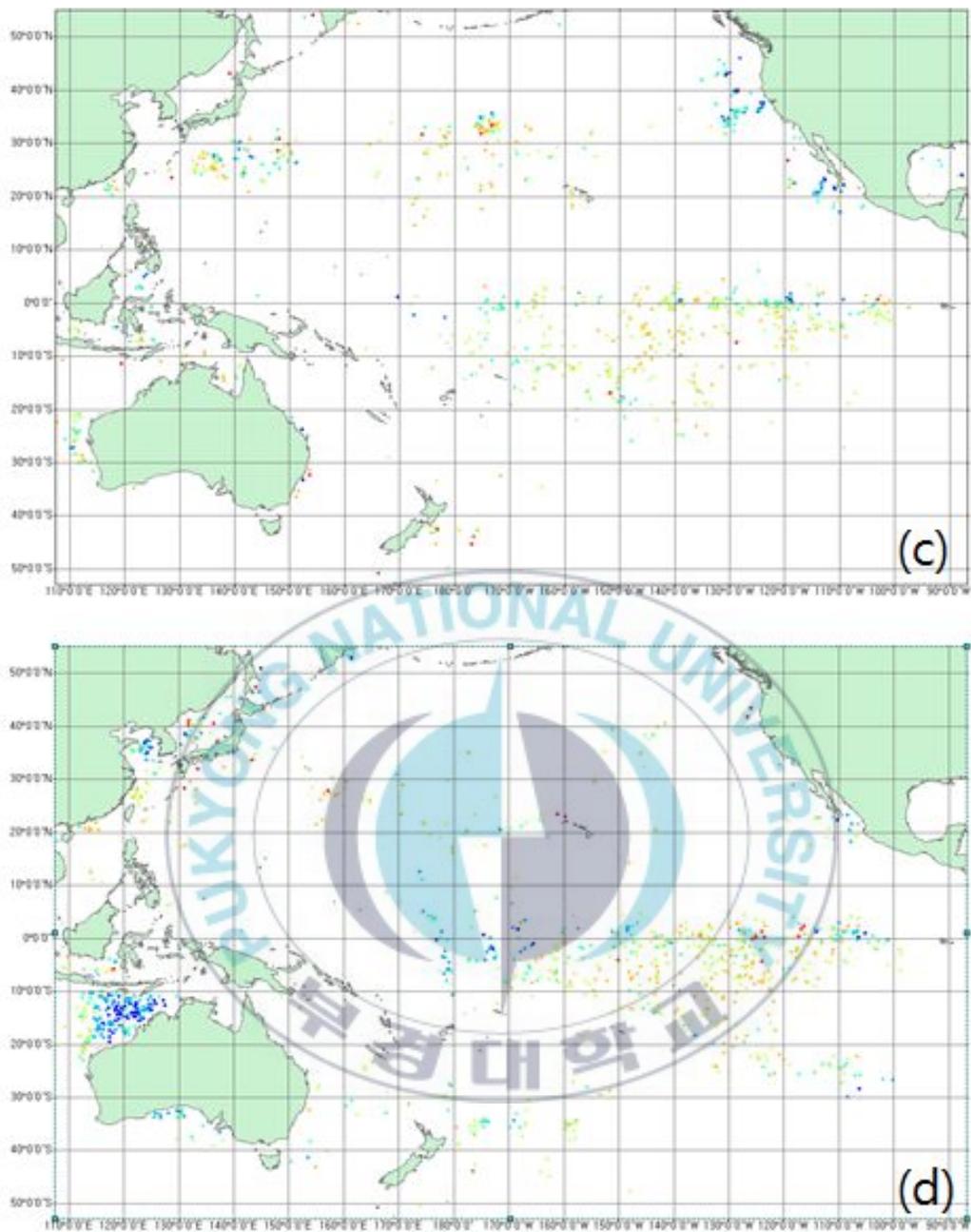


Fig 4. 6. Distribution of errors on January(a), April(b), July(c), October(d), 2006.

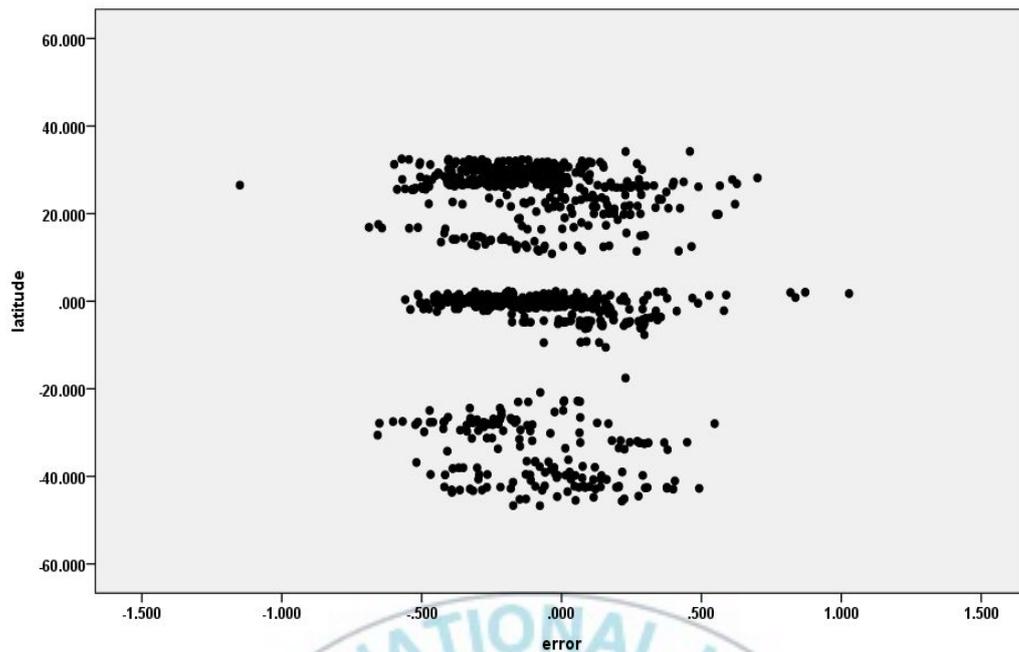


Fig 4. 7. Distribution of error according to latitude on January, 2006

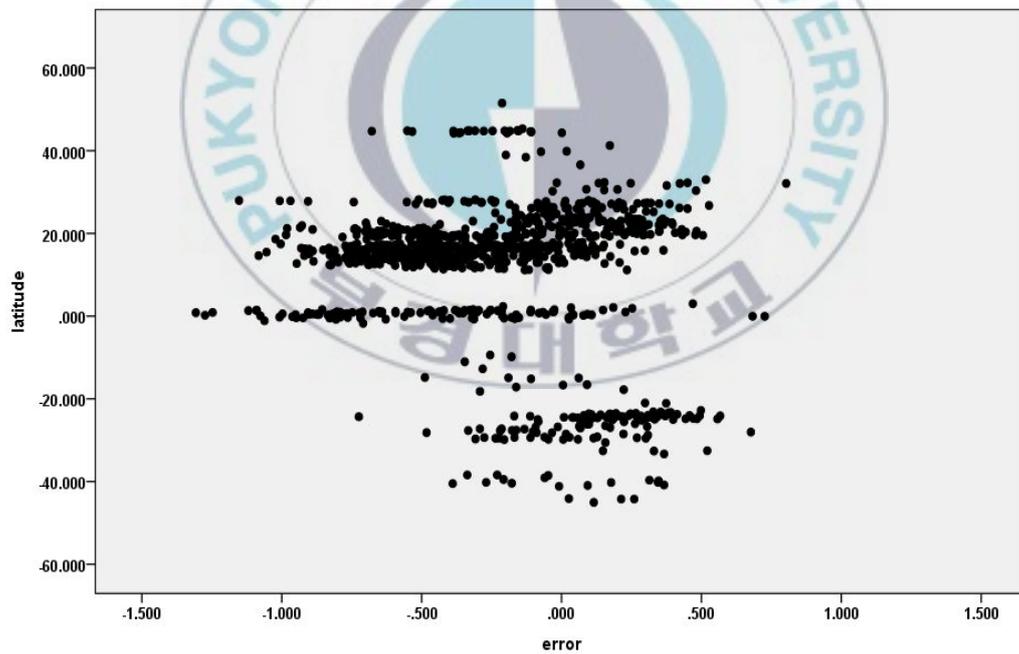


Fig 4. 8. Distribution of error according to latitude on April, 2006

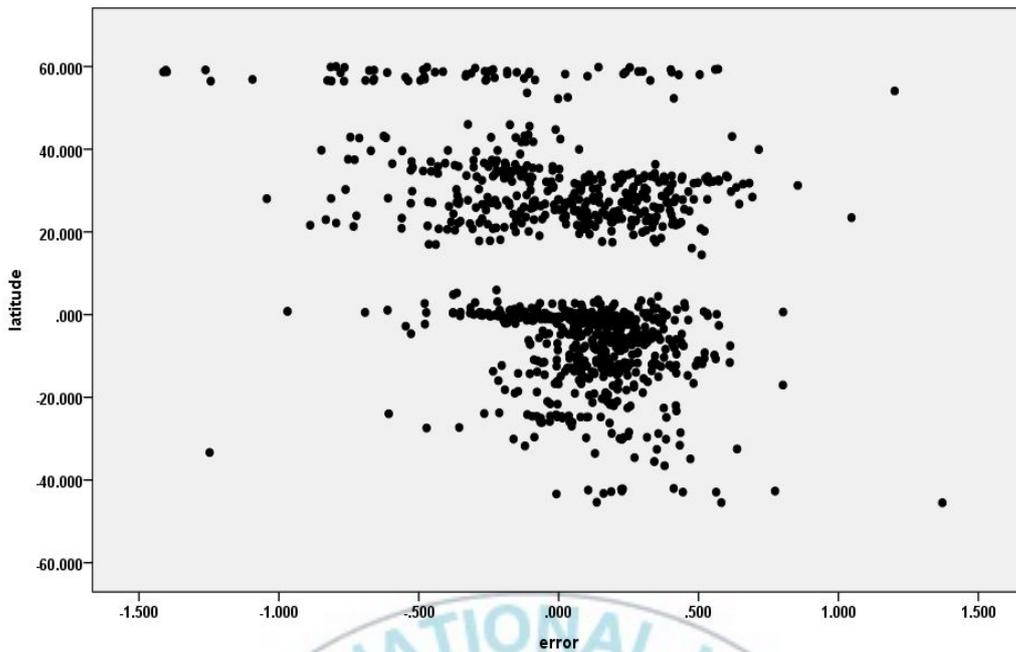


Fig 4. 9. Distribution of error according to latitude on July, 2006

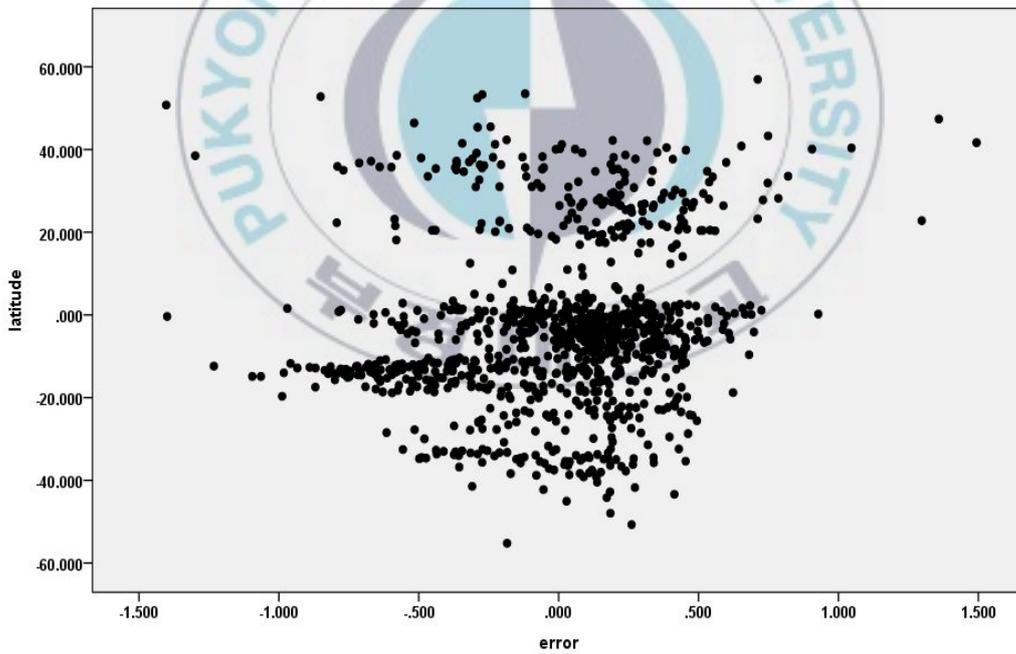


Fig 4. 10. Distribution of error according to latitude on October, 2006

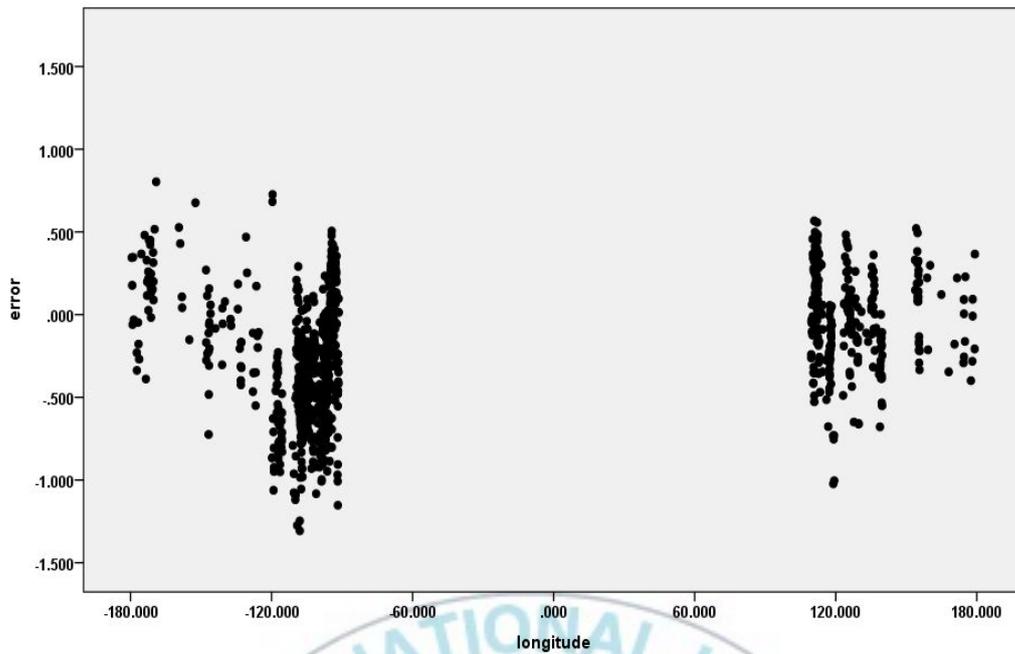


Fig 4. 11. Distribution of error according to longitude on January, 2006

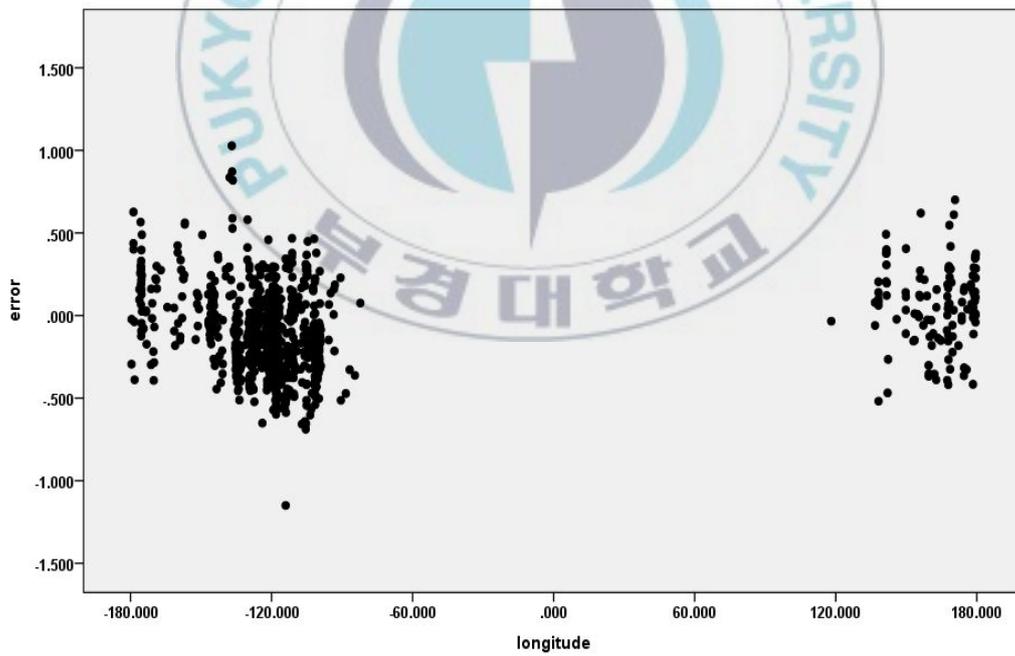


Fig 4. 12. Distribution of error according to longitude on April, 2006

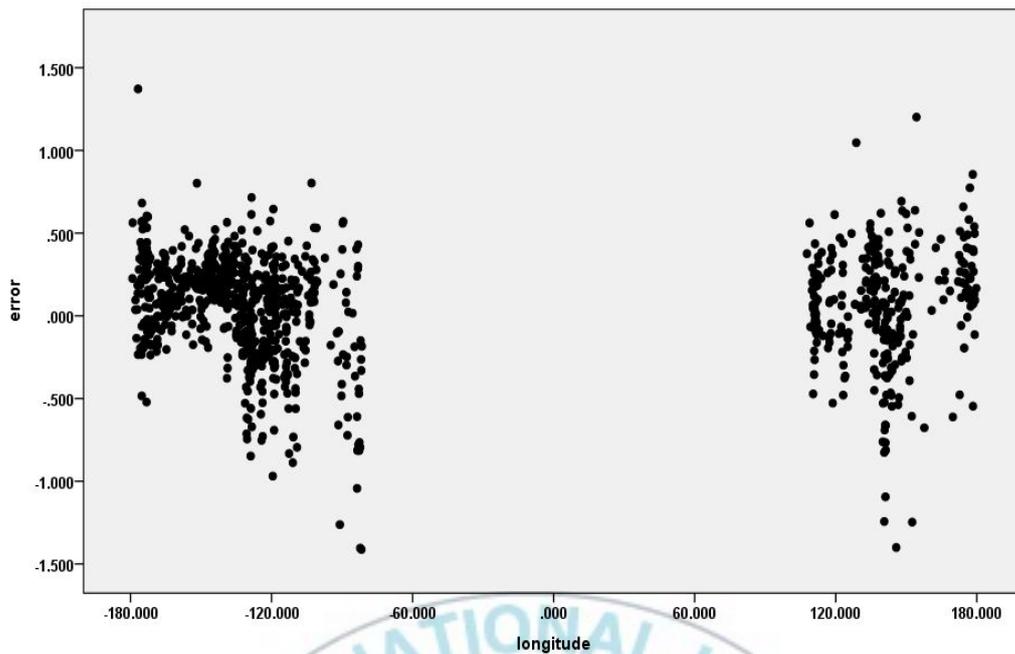


Fig 4. 13. Distribution of error according to longitude on July, 2006

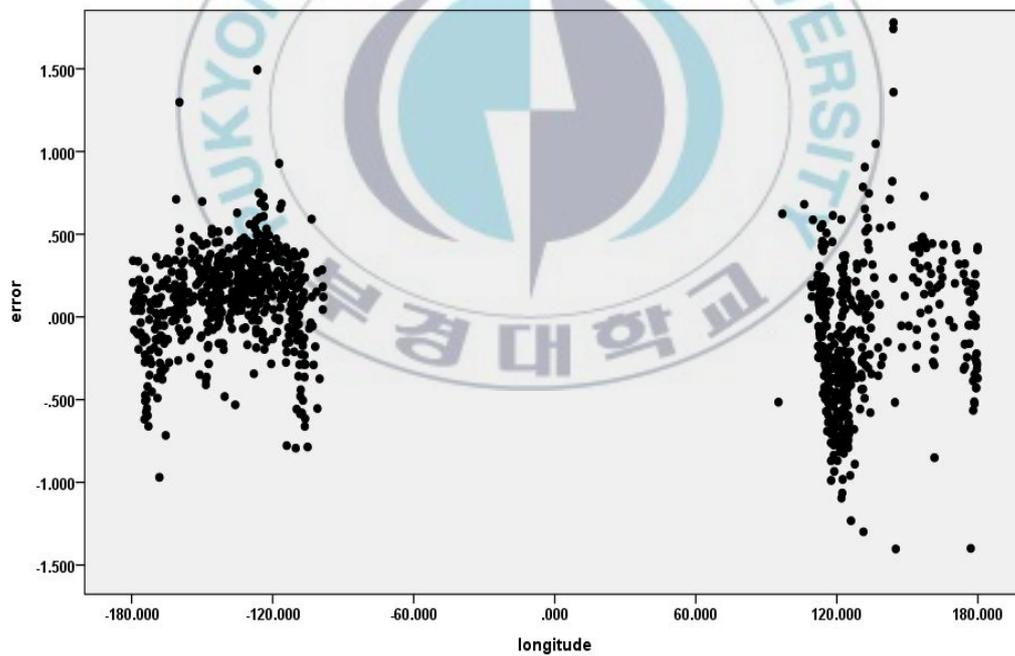


Fig 4. 14. Distribution of error according to longitude on October, 2006

## 5. 요약 및 결론

본 연구에서는 위성 산출물을 불확실성을 줄이기 위해 BMA를 위성 산출물의 앙상블에 처음으로 적용해 보았다. BMA는 모델 내부의 존재하는 불확실성을 줄이고 모델의 사후확률을 통해서 모델 간의 불확실성을 줄인다는 장점을 가지고 있다. 또한 사후확률이라는 실제 관측 자료에 대한 조건이 있을 때의 확률을 이용함으로써 더욱 실질적인 가중치를 도출한다는 장점을 가지고 있다. 앙상블의 대상으로는 SST를 산출하는 3가지 센서인 MODIS, AVHRR, AMSR-E로 선정하였으며, 사후확률을 구하기고 검증 자료로 사용하기 위한 참고자료로는 AATSR자료를 사용하였다. AATSR의 SST자료와 AMSR-E의 SST자료에 대한 월 평균 자료를 생성하는 전처리 과정을 수행하였다. 월 평균 자료를 제공하고 있는 MODIS와 AVHRR자료의 경우는 퀄리티 필드를 이용하여 가장 퀄리티가 높은 데이터만을 추출하여 월 평균 자료를 재구성하고 시공간 일치 시킨 매치업 자료를 생성하였다. 매치업 자료를 월 1000개씩의 임의 추출을 통하여 매치업 샘플 데이터를 구성하였으며, one-leave-out cross validation 검증 기법을 이용한 검증을 수행하기 위해서 36개의 검증 세트를 구성하였다. EM알고리즘의 반복을 통한 모수의 추정으로 36개의 검증 세트에 대한 가중치를 산출하고 이를 각 검증 세트의 제외된 달에 적용함으로써 검증을 수행하였다. 그 후, 제외된 달의 AATSR자료에 대한 앙상블 멤버들과 BMA 앙상블 SST의 RMSE를 산출하였다. 그 결과로 36개의 모든 검증 세트에서 BMA앙상블 SST의 RMSE가 가장 낮게 보이고 있었다. 앙상블 멤버들과의 비교뿐만 아니라 다른 앙상블 기법과의 비교를 위해 가장 보편적으로 사용되고 있는 앙상블 mean과 앙상블 median 기법과의 비교 또한 수행하였다. 그에 따른 결과 역시 36개의

모든 검증 세트에 대해서 BMA가 가장 낮은 RMSE를 나타내고 있는 것을 확실 할 수 있었다. 이 결과는 BMA의 위성산출물에 대한 적용의 가능성이 있다고 판단되며, 장기간의 앙상블 멤버를 이용한다면 가중치로 사용되는 사후확률은 장기간의 실제 관측 자료에 대한 정보를 가지게 된다. 따라서 BMA를 이용하여 생성된 앙상블 SST자료는 기후연구에 사용되기에 충분한 정확도를 가진다고 판단된다. 또한 본 연구는 다른 위성산출물의 앙상블에 대한 연구에 참고 자료로 사용될 수 있다고 판단된다.



## 참고 문헌

김완섭, -데이터마이닝 특론 보고서- 대용량 데이터를 처리하기 위한 EM Survey

Anne G. O'Carroll, John R. Eyre, and Roger W. Saunders, 2008, Three-Way Error Analysis between AATSR, AMSR-E, and In Situ Sea Surface Temperature Observations. J. Atmos. Oceanic Technol., 25, 1197-1207.

Grimit, E. P., and C. F. Mass, 2002. Initial results of a mesoscale short-range ensemble forecasting system over the Pacific Northwest. Wea. Forecasting, 17:192-205.

Corlett G. K., Barton I. J., Donlon C. J., Edwards M. C., Good S. A., Horrocks L. A., Llewellyn-Jones D. T., Merchant C. J., Minnett P. J., Nightgale T. J., Noyes E. J., O'Carroll A. G., Remedios J. J., Robinson I. S., Saunders R. W., Watts J. G. 2006. The Accuracy of SST retrievals from AATSR: An initial assessment through geophysical validation against in situ radiometer, buoys and other SST data sets, Adv. Space Res., 37:764-769

GHRSSST User Guide version 9(<https://www.ghrsst.org>)

Hoeting, J. A., D. Madigan, A. E. Raftery, and C. T. Volinsky 1999. Bayesian model averaging: A tutorial (with discussion), Stat. Sci., 14, 382- 401. (Correction, Stat. Sci., 15, 193-

195, 1999.)

Jeff. A. Bilmes, and Computer Science Division, 1998, A Gentle Tutorial of the EM Algorithm and its Application Mixture and Hidden Markov Models, International Computer Science Institute.

Stark J. D., C. Donlon, A. O'Carroll 2008. Determination of AATSR Biases Using the OSTIA SST Analysis System and a Matchup Database. J. Atmos. Oceanic Technol., 25: 1208-1217

Stark J. D., C. J. Donlon, M. J. Martin, M. E. McCulloch, 2007, OSTIA: An operational, high resolution, real time, global sea surface temperature analysis system, OCEANS 2007 - Europe, doi:10.1109/OCEANSE.2007.4302251

Raftery AE, Zheng Y. Discussion, 2003 performance of Bayesian model averaging. J Am Statist Associate, 98(464):931-8.

Raftery AE, Gneiting T, Balabdaoui F, Polakowski M., 2005. Using bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. Mon Weather Rev., 113:1155-74.

Seung-Ki Min, Daniel Simons and Andreas Hense. 2007, Probabilistic climate change prediction applying Bayesian model averaging, Phil. Trans. R. Soc. A., 365:2103-2116

Qingyun Duan, Newsha K. Ajami, Xiaogang Gao, Soroosh Sorooshian, 2007, Multi-model ensemble hydrologic

prediction using Bayesian model averaging, *Advances in Water Resources*, 30(5) 1371–1386.

