

# 알루미늄 선물(USD/1톤) 시세 전망

## 설명가능인공지능

이 보고서는 Automatic Bayesian Covariance Discovery (ABCD) 알고리즘에 의해 작성되었습니다.

### 1 개요

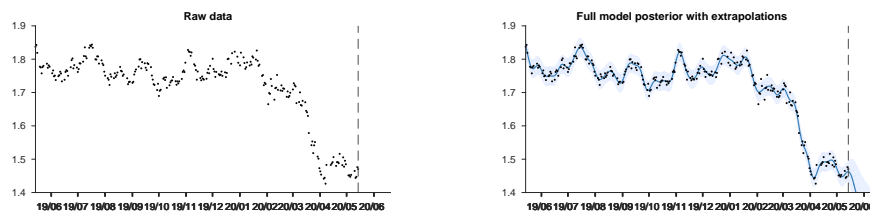


Figure 1: 요소 데이터(왼쪽)와 보외법을 사용해 예측한 추후 요소 동향(오른쪽)

Figure 1은 기존 데이터와 보외법을 이용한 전체 사후 모델입니다. 구조 검색 알고리즘으로 분석한 결과 해당 요소는 3 가지의 경향성으로 구성되는 것을 확인했습니다. 처음 2개의 경향성은 Table 1의 결정 계수( $R^2$ )에 의해 보여진 것처럼 데이터의 98.9% 를 설명합니다. 3 개의 경향성은 데이터의 100.0% 를 설명합니다. 2개의 경향성을 사용한 데이터를 실제 요소와 교차 검증한 경우에는 평균 절대오차(MAE)는 0.1% 이상 감소하지 않았습니다. 이는 다른 추정된 경향성들이 매우 단기간의 경향성, 또는 상관이 없는 잡음을 의미합니다. 각 경향성에 대한 설명은 다음과 같습니다. :

- 매우 부드러운 경향.
- 부드러운 경향.
- 상관없는 노이즈.

아래의 순서는 다음과 같습니다. [2. 요소별 분석] 에서 추가 요소들이 기술되고 해당 사후 분포가 표시됩니다. [3. 동향추정] 에서는 각 구성요소의 가설 모델링이 보외법에 미치는 영향을 참조하여 논의합니다.

#	$R^2$ (%)	$\Delta R^2$ (%)	Residual $R^2$ (%)	Cross validated MAE	Reduction in MAE (%)
-	-	-	-	1716.82	-
1	86.0	86.0	86.0	38.69	97.7
2	98.9	12.9	91.9	31.91	17.5
3	100.0	1.1	100.0	31.91	0.0

Table 1: 요소 추정의 결과에 대한 통계적 개요. 잔차 결정 계수( $R^2$ )값은 이전 피팅의 잔차를 목표 값으로 사용하여 계산됩니다. 이것은 각 경향성에서 얼마나 많은 잔차 분산을 설명 하는지를 측정합니다. 평균 절대오차(MAE)는 연속 블록 설계로 10-겹 교차 검증을 사용하여 계산됩니다. 이것은 적당한 거리를 채우고 추정하는 모델의 능력을 측정합니다. 모델은 전체 데이터를 사용하여 피팅되며 평균 절대오차(MAE) 값은 이 모델을 사용하여 계산됩니다. 이 데이터를 두 번 사용하는 것은 평균 절대오차(MAE)값을 샘플 밖의 예측 성능의 추정치로 안정적으로 사용할 수 없다는 것을 의미합니다.

## 2 요소별 분석

### 2.1 제 1 요소 : 매우 부드러운 경향

본 요소는 매우 부드러운 함수를 모델링합니다. 해당 요소는 전체 기간의 86.0%의 기간에서 매우 부드러운 경향을 보입니다. 이 경향을 첨가하여 요소를 추정 및 교차 검증했을 때 평균 절대오차는 1716.8에서 38.7로, 97.7% 감소합니다.

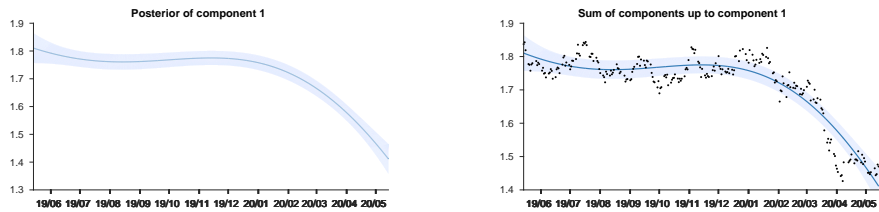


Figure 2: 제 1 경향성의 분포도(왼쪽)과 현재까지 경향성 합 분포와 실제 요소의 비교(오른쪽)

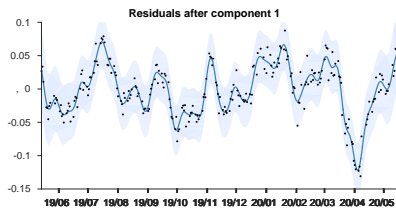


Figure 3: 제 1 경향 요소를 추가한 요소 추정 분포도

## 2.2 제 2 요소 : 부드러운 경향

이 경향성은 부드러우며 그 기간은 대략 6.1일 입니다. 이 경향성은 잔류 분산의 91.9%를 설명합니다. 설명된 전체 분산은 86.0%에서 98.9%로 증가합니다. 이 경향을 첨가하여 요소를 추정 및 교차 검증했을 때 평균 절대오차는 38.69에서 31.91로, 17.54% 감소합니다.

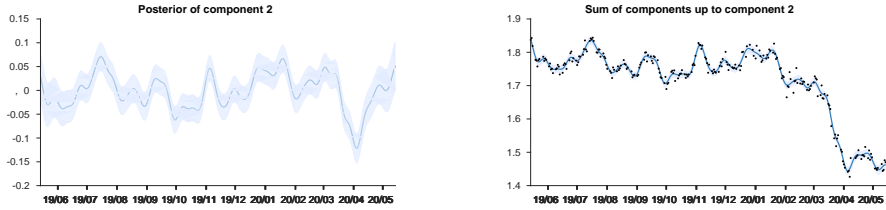


Figure 4: 제 2 경향성의 분포도(왼쪽)과 현재까지 경향성 합이 분포와 실제 요소의 비교(오른쪽)

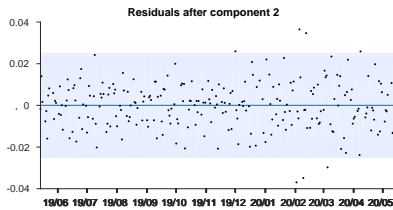


Figure 5: 제 2 경향 요소를 추가한 요소 추정 분포도

## 2.3 제 3 요소 : 상관없는 노이즈

본 요소는 상관없는 노이즈를 모델링합니다. 이 경향성은 잔류 분산의 100.0%를 설명합니다. 설명된 전체 분산은 98.9%에서 100.0%로 증가합니다. 이 경향을 첨가하여 요소를 추정 및 교차 검증했을 때 평균 절대오차는 31.91에서 31.91로, 0.00% 감소합니다. 이 경향성은 잔류 분산을 설명하지만 매우 짧은 기간 패턴, 상관없는 노이즈 또는 모델이나 검색 절차의 인공산물을 나타내는 평균 절대 오차를 향상시키지 않습니다.

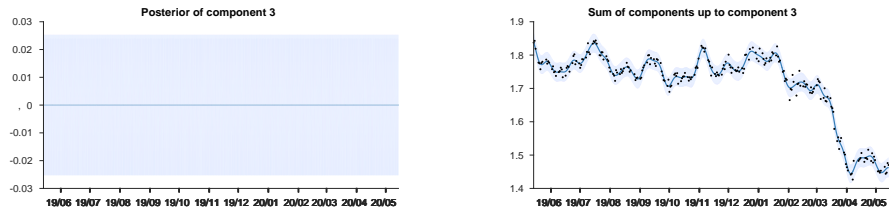


Figure 6: 제 3 경향성의 분포도(왼쪽)과 현재까지 경향성 합 분포와 실제 요소의 비교(오른쪽)

### 3 동향 추정

전체 모델과 이를 이용한 동향 추정은 아래에서 확인할 수 있습니다. 왼쪽 그림은 모델의 평균 추정치와 분산을 표현하며, 오른쪽 그림에서는 3개의 무작위 표본을 표현했습니다.

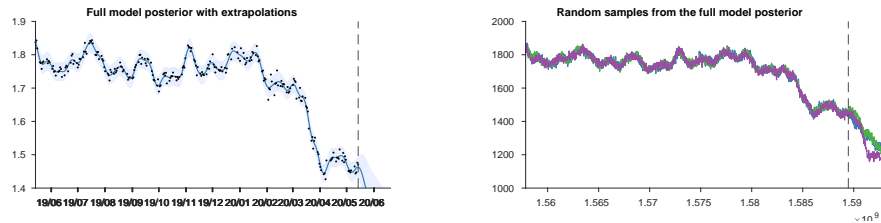


Figure 7: 전체 모델의 분포(왼쪽)과 3개의 추출된 표본(오른쪽)

아래에는 모델을 구성하는데 사용된 경향성이 각각 어떤 것인가와 동향 추정에 어떤 영향을 주는가에 대해 서술하고, 추정 모델의 분포와 표본에 대한 그림을 제공합니다.

#### 3.1 제 1 요소: 매우 부드러운 경향

이 경향성은 전체 기간동안 매우 부드럽게 지속되며 변함이 없다고 가정하므로 요소의 분포는 결국 이전의 분포로 돌아갑니다. 이전의 분포는 부드러운 경향성 함수의 평균에 중점을 두고 있으며, 그 길이는 대략 8.9개월입니다.

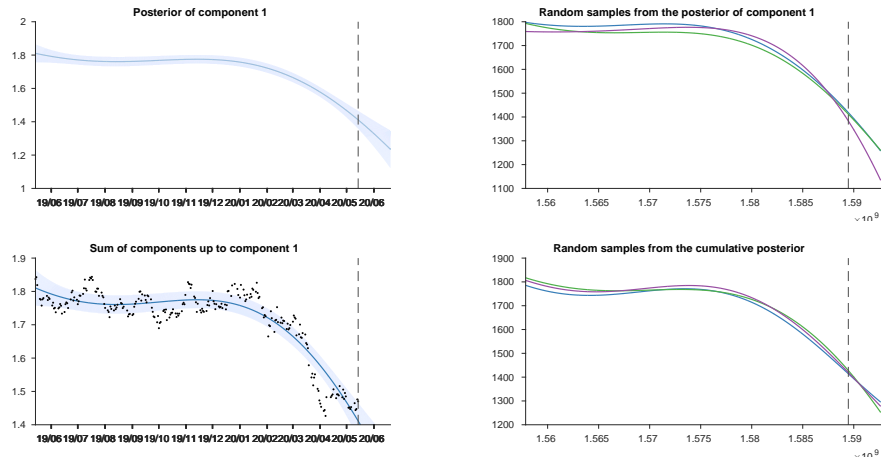


Figure 8: 제 1 경향성의 분포(왼쪽 위)와 현재까지 경향성의 합(왼쪽 아래), 그리고 각 분포에서 추출한 3개의 표본(오른쪽 위, 오른쪽 아래).

### 3.2 제 2 요소 : 부드러운 경향

이 경향성은 전체 기간동안 부드럽게 지속되며 변함이 없다고 가정하므로 요소의 분포는 결국 이전의 분포로 돌아갑니다. 이전의 분포는 부드러운 경향성 함수의 평균에 중점을 두고 있으며, 그 길이는 대략 6.1일 입니다.

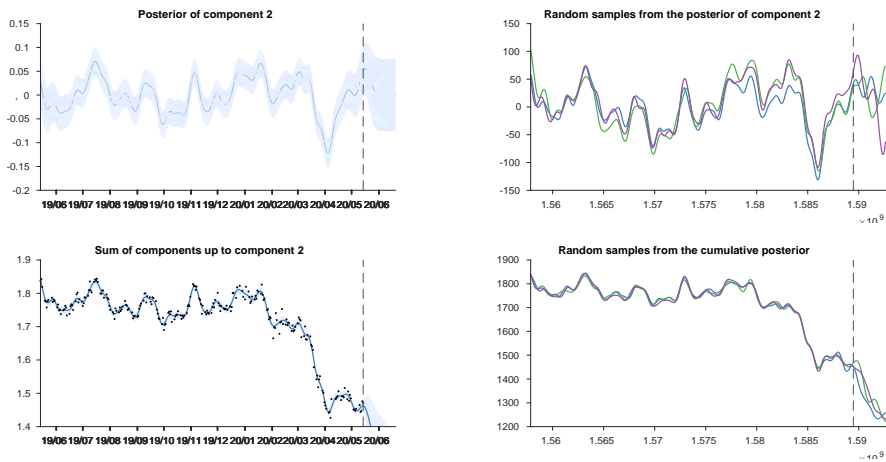


Figure 9: 제 2 경향성의 분포(왼쪽 위)와 현재까지 경향성의 합(왼쪽 아래), 그리고 각 분포에서 추출한 3개의 표본(오른쪽 위, 오른쪽 아래).

### 3.3 제 3 요소 : 상관없는 노이즈

이 경향성은 상관없는 노이즈가 무한정으로 계속될 것이라 가정합니다.

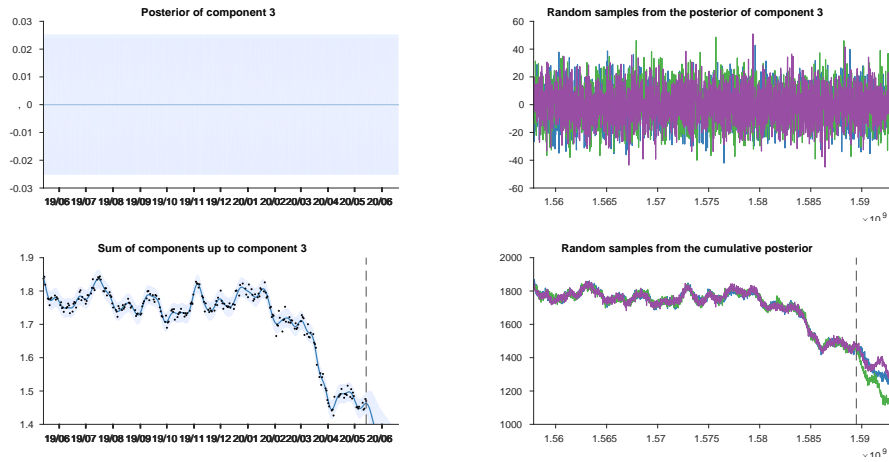


Figure 10: 제 3 경향성의 분포(왼쪽 위)와 현재까지 경향성의 합(왼쪽 아래), 그리고 각 분포에서 추출한 3개의 표본(오른쪽 위, 오른쪽 아래).