

# 부압 흡상 기반 자동차 촉매 코팅 공정에서 사이클 타임 예측 및 공정능력지수 기반 최적 점도 추천에 관한 연구

김한호\*\*, 권태영\*\*, 지용수\*\*, 조진표\*, 현승균\*, 김광희\*  
\*인하대학교 제조혁신전문대학원, 인하대학교 RISE, \*\*희성촉매(주)  
e-mail : hh.kim@inha.edu

## A Study on Cycle Time Prediction and Optimal Viscosity Recommendation Based on Process Capability in Vacuum-Assisted Automotive Catalyst Coating Process

Han-Ho Kim\*\*, Tae-Young Kwon\*\*, Yong-Soo Ji\*\*, Jin-Pyo Cho\*, Seung-Gyun  
Hyun\*, Kwang-Hee Kim\*  
\*Manufacturing Innovation School, Inha University, \*\*Heesung Catalysts Corp.

### 요 약

자동차 배기가스 규제의 강화와 전기차 및 친환경 차량 시장의 확대에 따라, 배기가스 저감을 위한 촉매 변환기의 성능 향상과 제조 공정의 정밀 제어가 산업적으로 중요한 과제로 대두되고 있다. 특히 자동차 촉매는 세라믹 허니컴 담체 내부에  $\gamma\text{-Al}_2\text{O}_3$  기반 위시코트를 코팅하고, 그 위에 귀금속 촉매를 균일하게 분산시키는 구조로 제조되며, 이 과정에서 코팅 품질과 공정 조건은 촉매 성능과 직결된다. 본 연구에서는 부압 흡상 방식의 촉매 코팅 공정을 대상으로 슬러리 점도, 침지 깊이, 진공 흡입 시간과 같은 주요 공정 변수들이 생산성과 품질에 미치는 영향을 분석하였다.

특히 공정 데이터를 기반으로 Random Forest 및 XGBoost 알고리즘을 활용하여 Cycle Time을 예측하는 머신러닝 모델을 구축하였으며, 분석 결과 Cycle Time은 공정 변수와의 높은 상관성을 기반으로 높은 정확도로 예측 가능함을 확인하였다. 반면 공정능력지수(Process Capability Index)는 공정 결과의 분산과 규격 한계에 의해 결정되는 통계적 품질 지표의 특성상, 단일 공정 조건 데이터로는 안정적인 예측이 어려운 것으로 나타났다. 이에 따라 본 연구에서는 공정능력지수를 직접 예측하는 접근 대신, 과거 공정 데이터를 활용하여 특정 점도 조건에서의 공정능력지수를 평가하고, 목표 공정능력지수를 만족하는 점도 범위를 탐색하는 방식으로 공정 최적화 문제를 재정의하였다.

또한 해당 점도 조건에서 머신러닝 모델을 통해 Cycle Time을 예측함으로써, 생산성과 품질을 동시에 고려한 최적 공정 조건을 도출하였다. 그 결과 특정 점도 영역에서 공정능력지수와 Cycle Time이 균형을 이루는 최적 구간이 존재함을 확인하였으며, 이는 기존 경험 기반 공정 설정 방식에서 벗어나 데이터 기반 의사결정의 가능성을 제시한다. 본 연구에서 제안한 방법은 촉매 코팅 공정뿐만 아니라 다양한 제조 공정에서 품질과 생산성을 동시에 고려한 최적 조건 도출에 적용 가능하며, 향후 스마트 제조 및 디지털 트윈 기반 공정 최적화 시스템 구축에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

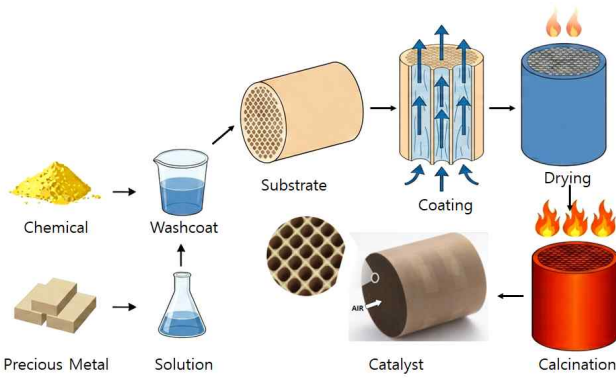
### 1. 서론

최근 자동차 배기가스 규제의 강화와 친환경 차량 시장의 확대에 따라, 배기가스 저감을 위한 촉매 변환기의 성능 향상과 제조 공정의 정밀 제어가 산업적으로 중요한 과제로 대두되고 있다. 자동차 촉매는 세라믹 허니컴 구조의 담체에  $\gamma\text{-Al}_2\text{O}_3$  기반 위시코트를 코팅하고, 그 위에 Pt, Pd, Rh 등의 귀금속 촉매를 분산시키는 구조로 제조된다. 이때 코팅 공정의 균일성과 안정성은 촉매 활성 및 내구성에 직접적인 영향을 미치며, 특히 슬러리의 점도, 슬러리 고상체 비율, 담체 침지 깊이, 진공 흡입 시간 등 공정 변수는 코팅 품질과 생산성에 핵심적인 역할을 한다.

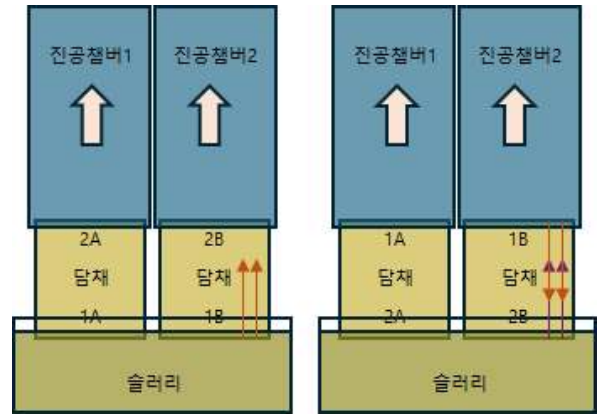
기존 촉매 제조 현장에서는 이러한 공정 조건을 숙련 작업자의 경험에 의존하여 설정하는 경우가 많았으나, 다품종 생산과 품질

요구 수준의 증가로 인해 데이터 기반 공정 최적화의 필요성이 증가하고 있다. 최근에는 스마트 제조 및 인공지능 기술의 발전에 따라 공정 데이터를 활용한 예측 및 최적화 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 머신러닝 기반 분석은 복잡한 공정 변수 간의 비선형 관계를 모델링하는 데 효과적인 방법으로 주목받고 있다.

본 연구에서는 자동차 촉매 제조 공정 중 부압 흡상 방식의 슬러리 코팅 공정을 대상으로, 공정 변수와 생산 시간 간의 관계를 분석하고 Cycle Time을 예측하는 머신러닝 모델을 구축하였다. 또한 공정능력지수(Process Capability Index)는 통계적 품질 지표의 특성상 직접 예측이 어렵다는 점을 고려하여, 이를 예측 값이 아닌 추천 기준으로 활용하는 새로운 공



[그림 1] 촉매 제조과정



(a) Step #1(1면코팅) (b) Step #2(2면코팅)  
[그림 2] 부압 흡상 코팅 공정

정 최적화 구조를 제안하였다. 이를 통해 생산성과 품질을 동시에 고려한 점도 기반 최적 공정 조건을 도출하고자 한다. 그림 1에 촉매 제조 공정도를 나타내었다. Chemical → Washcoat → Coating → Drying → Calcination 과정을 거쳐 제조된다.

## 2. 촉매 제조공정 및 연구방법

### 2.1 촉매 제조공정

자동차 배기가스 정화용 촉매는 일반적으로 워시코트(washcoat) 기반 슬러리 코팅 공정을 통해 제조된다. 워시코트는  $\gamma$ - $Al_2O_3$  분말을 기반으로 바인더, 용매 및 각종 첨가제를 혼합하여 제조되며, 제조된 슬러리는 세라믹 허니컴 구조를 갖는 담체 내부 채널에 균일하게 코팅되어야 한다. 이후 건조(drying) 및 소성(calcination) 공정을 거쳐 촉매층이 형성되며, 이 과정에서 촉매의 기계적 안정성과 활성 특성이 확보된다.

본 연구에서 적용된 코팅 공정은 한번에 두 개의 제품(A, B)을 대상으로 하며, 코팅 효율 및 균일성을 향상시키기 위해 양면 코팅 방식으로 수행된다. 구체적으로, 담체의 한 면(1면)을 먼저 코팅한 후, 코팅된 담체를 뒤집어 반대편 면(2면)을 추가로 코팅하는 방식으로 공정을 구성하였다. 이러한 양면 코팅 공정은 슬러리의 편중 현상을 방지하고, 담체 내부 채널 전반에 걸쳐 보다 균일한 코팅층을 형성하는 데 기여한다.

특히 본 연구에서는 슬러리를 담체 내부로 효과적으로 침투시키기 위해 부압 기반 흡상 코팅 방식을 적용하였다. 해당 공정은 담체를 슬러리에 일정 깊이까지 침지한 후, 상부 진공 채널을 이용하여 압력 차이를 형성하고, 이를 통해 슬러리를 담체 내부 채널로 흡입하는 방식이다. 1차 코팅에서는 초기 코팅층이 형성되며, 이후 담체를 뒤집어 수행되는 2차 코팅에서는 상대적으로 코팅이 부족한 영역을 보완함으로써 전체 코팅 균일성을 향상시킨다.

이 과정에서 슬러리의 점도는 유체 흐름 저항을 결정하는

주요 물성으로 작용하며, 점도가 높을수록 슬러리의 유동성이 감소하여 내부 채널로의 흡입 효율이 저하되는 특성을 보인다. 반면 진공 흡입 시간은 슬러리의 침투 깊이를 결정하는 중요한 공정 변수로 작용하며, 흡입 시간이 증가할수록 코팅 두께와 내부 충전율이 증가하는 경향을 나타낸다. 또한 담체의 침지 깊이는 슬러리와 접촉 영역을 결정하는 요소로, 초기 코팅량 및 분포에 직접적인 영향을 미친다.

이와 같이 슬러리 점도, 진공 흡입 시간, 침지 깊이는 양면 코팅 공정(A/B 제품, 1면 및 2면 코팅)에서 서로 상호작용하는 비선형 관계를 형성하며, 최종적으로 코팅 균일성, 두께 분포, 공정 안정성 및 촉매 성능에 복합적인 영향을 미친다. 따라서 이러한 공정 변수들의 정량적 분석과 최적화는 촉매 제조 공정의 품질 향상과 생산성 확보를 위해 필수적인 요소로 판단된다.

### 2.2 공정 해석 및 연구방법

본 연구에서는 촉매 코팅 공정에서 발생하는 공정 변수와 생산성 및 품질 간의 관계를 정량적으로 분석하기 위해 데이터 기반 접근 방법을 적용하였다. 우선 슬러리 물성과 공정 조건을 반영하는 주요 변수로서 고형분 함량(SOLID\_RATE), 점도(VISCOSITY), 각 코팅 단계별 담체 침지 깊이(Coat 1A, 1B, 2A, 2B Immersion Depth), 그리고 진공 흡입 시간(Coat 1, Coat 2 Charge Vac Time)을 입력 변수로 정의하였다.

또한 공정 변수 간의 상호작용과 물리적 의미를 보다 효과적으로 반영하기 위해 파생 변수를 추가로 구성하였다. 침지 깊이의 합을 나타내는 전체 침지 깊이와 진공 시간을 나타내는 총진공시간을 정의하였으며, 점도와 공정 변수 간의 상대적 관계를 반영하기 위해 점도와 흡상높이 및 점도와 진공시간과 같은 비율 기반 변수를 생성하였다. 이러한 파생 변수들은 단순 변수보다 공정의 물리적 특성을 반영하는 데 유리하며, 머신러닝 모델의 예측 성능 향상에 기여한다.

데이터 전처리 과정에서는 결측치 제거, 중복 데이터 제거 및 이상치 처리를 수행하여 데이터의 신뢰성을 확보하였다. 이후 Random Forest 및 XGBoost 알고리즘을 활용하여 다중 출력 회귀 모델을 구성하였으며, 해당 모델은 공정 변수로부터 생산성 지표인 Cycle Time과 품질 지표인 공정능력지수를 동시에 예측하도록 설계되었다. 데이터는 학습(60%), 검증(20%), 테스트(20%)로 분할하여 모델의 일반화 성능을 평가하였다.

분석 결과, Cycle Time은 공정 변수와의 높은 상관성을 기반으로 안정적인 예측이 가능한 반면, 공정능력지수는 통계적 품질 지표의 특성상 단일 공정 조건으로는 정확한 예측이 어려운 것으로 나타났다. 공정능력지수는 공정 결과의 평균과 분산에 기반하여 산출되므로, 개별 공정 데이터만으로는 충분한 설명력을 확보하기 어렵기 때문이다.

이에 본 연구에서는 공정능력지수를 직접 예측하는 대신, 과거 공정 데이터를 활용하여 특정 점도 조건에서의 평균 공정능력지수를 평가하고 이를 품질 기준으로 활용하는 방법을 적용하였다. 즉, 공정능력지수를 품질 제약조건으로 설정하고, 해당 조건을 만족하는 범위 내에서 머신러닝 모델을 통해 예측된 Cycle Time을 최소화하는 방식으로 공정 최적화 문제를 재정의하였다.

결과적으로 본 연구에서는 “Cycle Time은 머신러닝 기반 예측, 공정능력지수는 데이터 기반 평가”라는 이중 구조를 적용하여 생산성과 품질을 동시에 고려한 최적 점도 영역을 도출하였다. 이러한 접근 방식은 기존 경험 기반 공정 설정 방식의 한계를 극복하고, 데이터 기반 스마트 제조 환경에서 활용 가능한 공정 최적화 방법을 제시한다.

표 1 입력변수 및 파생변수의 정의

구분	변수명	단위	변수 설명
입력 변수	SOLID_RATE	%	슬러리 내 고형분 함량
	VISCOSITY	cP	슬러리 점도
	Coat 1A Immersion Depth	mm	1차 A면 침지 깊이
	Coat 1B Immersion Depth	mm	1차 B면 침지 깊이
	Coat 2A Immersion Depth	mm	2차 A면 침지 깊이
	Coat 2B Immersion Depth	mm	2차 B면 침지 깊이
	Coat 1 Charge Vac Time	sec	1차 진공 흡입 시간
	Coat 2 Charge Vac Time	sec	2차 진공 흡입 시간
파생 변수	TOTAL_IMMERSION_DEPTH	mm	전체 침지 깊이 합
	TOTAL_CHARGE_VAC_TIME	sec	총 진공 시간
	AVG_IMMERSION_DEPTH	mm	평균 침지 깊이
	VISCOSITY_PER_DEPTH	cP/mm	점도 대비 침지 비율
	VISCOSITY_PER_VAC_TIME	cP/sec	점도 대비 진공 시간 비율

### 3. 실험결과 및 분석

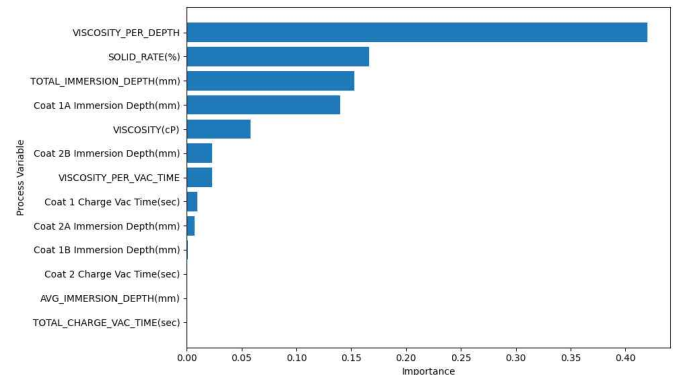
#### 3.1 실험 결과

본 연구에서는 촉매 코팅 공정 데이터를 기반으로 Random Forest 및 XGBoost 알고리즘을 활용하여 머신러닝 모델을 구축하고, 공정 변수로부터 Cycle Time 및 공정능력지수(Process Capability Index)를 예측하였다. 모델 학습 및 검증 결과, Cycle Time은 두 모델 모두에서 높은 정확도로 예측 가능성을 확인하였다. 특히 Random Forest 모델은 테스트 데이터에서 높은 결정계수( $R^2$ )를 나타내며 안정적인 예측 성능을 보였으며, XGBoost 모델 또한 유사한 수준의 성능을 나타내었다.

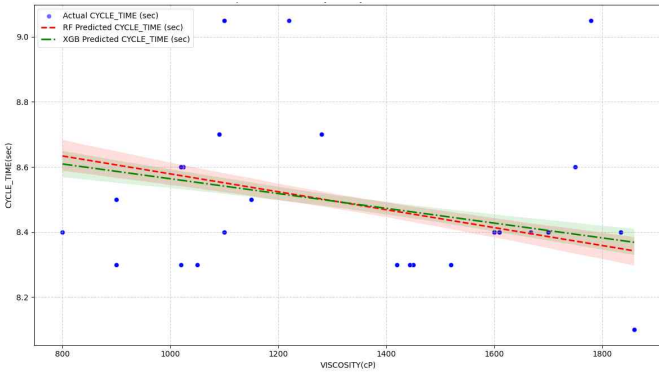
그림 3에는 XGBoost 모델 기반 변수 중요도를 나타낸 것으로, 촉매 코팅 공정에서 각 공정 변수가 결과값(Cycle Time)에 얼마나 영향을 미치는지를 정량적으로 보여준다. 이러한 결과는 Cycle Time이 진공 흡입 시간, 침지 깊이 등 공정 변수와 직접적인 물리적 관계를 가지기 때문으로 판단된다. 즉, 공정 조건이 Cycle Time에 미치는 영향이 비교적 명확하게 정의되어 있어 머신러닝 모델이 해당 관계를 효과적으로 학습할 수 있는 것으로 해석된다.

반면 공정능력지수의 경우, 두 모델 모두에서 낮은  $R^2$  값을 나타내며 예측 성능이 제한적인 것으로 확인되었다. 이는 공정능력지수가 단일 공정 조건의 직접적인 결과가 아니라, 공정 결과의 평균과 분산 및 규격 한계에 의해 정의되는 통계적 품질 지표이기 때문으로 판단된다. 따라서 단일 공정 데이터만으로는 공정능력지수를 정확하게 설명하거나 예측하는 데 구조적인 한계가 존재함을 확인하였다.

이에 따라 본 연구에서는 공정능력지수를 직접 예측하는 방식 대신, 점도 조건별로 과거 공정 데이터를 기반으로 평균 공정능력지수를 평가하는 방식으로 접근하였다. 분석 결과, 특정 점도 구간에서 공정능력지수와 Cycle Time이 동시에 만족되는 영역이 존재함을 확인하였으며, 특히 약 1300~1400 cP 범위에서 두 지표 간 균형이 형성되는 최적 영역이 도출되었다.



[그림 3] 평균 Feature Importance 상위 변수(XGboost)



[그림 4] 점도 vs Cycle Time 관계 그래프

그림 4에는 점도 vs Cycle Time 관계 그래프를 나타내었다. 점도가 증가함에 따라 Cycle Time은 전반적으로 감소하는 경향을 보이며, 이는 슬러리 유동성 감소로 공정이 안정화되기 때문으로 해석된다. 또한 Random Forest와 XGBoost 모델 모두 실제 데이터의 평균 경향을 잘 반영하여 Cycle Time 예측에 유효함을 확인하였다.

### 3.2 결과 분석 및 공정 해석

실험 결과를 기반으로 변수 중요도(Feature Importance)를 분석한 결과, Cycle Time 예측에는 진공 흡입 시간 및 침지 깊이와 같은 공정 시간 및 기하학적 변수들이 주요하게 작용하는 것으로 나타났다. 이는 Cycle Time이 공정 순서 및 시간 요소에 의해 직접적으로 결정되는 생산성 지표이기 때문으로 해석된다.

반면 공정능력지수는 점도와 침지 깊이 간의 비율과 같은 파생 변수들의 영향이 상대적으로 크게 나타났다. 특히 VISCOSITY\_PER\_DEPTH와 같은 변수는 슬러리 유동성과 코팅량 간의 상호작용을 반영하는 지표로, 코팅 품질에 중요한 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 이는 단일 변수보다는 변수 간 상호작용이 품질에 더 큰 영향을 미친다는 점을 시사한다.

또한 점도 변화에 따른 공정 거동을 분석한 결과, 점도가 증가할수록 슬러리의 유동성이 감소하여 내부 채널로의 흡입 효율이 저하되는 경향을 보였으며, 반대로 점도가 낮을 경우 과도한 흡입으로 인해 코팅 불균일이 발생할 가능성이 존재하였다. 이러한 결과는 공정 변수 간 최적 균형점이 존재함을 의미하며, 단일 변수 최적화보다는 다변수 기반 공정 최적화가 필요함을 보여준다.

특히 본 연구에서 제안한 “Cycle Time 예측 + 공정능력지수 기반 평가” 구조는 생산성과 품질을 동시에 고려한 공정 최적화 방법으로서, 기존 경험 기반 공정 설정 방식 대비 보다 정량적이고 신뢰성 있는 의사결정을 가능하게 한다.

## 4. 결론

본 연구에서는 자동차 촉매 제조 공정 중 부압 흡상 기반 슬러

리 코팅 공정을 대상으로, 공정 변수와 생산성 및 품질 간의 관계를 분석하고 데이터 기반 공정 최적화 방법을 제안하였다. 머신러닝 기반 분석 결과 Cycle Time은 높은 정확도로 예측 가능성을 확인하였으며, 이는 공정 변수와 직접적인 물리적 관계를 가지기 때문이다.

반면 공정능력지수는 통계적 특성으로 인해 단일 공정 조건으로는 예측이 어려운 것으로 나타났으며, 이를 직접 예측 대상으로 사용하는 기존 접근의 한계를 확인하였다. 이에 본 연구에서는 공정능력지수를 예측값이 아닌 추천 기준으로 활용하는 새로운 공정 최적화 구조를 제안하였다.

제안된 방법은 과거 공정 데이터를 기반으로 점도 조건별 공정 능력지수를 평가하고, 머신러닝 모델을 통해 Cycle Time을 예측하여 두 지표를 동시에 만족하는 최적 점도 영역을 도출하는 방식이다. 이를 통해 생산성과 품질을 동시에 고려한 공정 조건 설정이 가능함을 확인하였다.

본 연구 결과는 촉매 코팅 공정뿐만 아니라 다양한 제조 공정에서 데이터 기반 의사결정과 공정 최적화에 적용 가능하며, 향후 스마트 제조 및 디지털 트윈 기반 공정 제어 시스템 구축에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

[후기]

본 논문은 인하대학교 제조혁신전문대학원 프로젝트 진행과 학위논문 제출을 위해 발표한 논문입니다.

참고문헌

- [1] Kim, Y. D., and Kim, W. S., “Optimum Design of an Automotive Catalytic Converter for Minimization of Cold-Start Emissions Using a Micro Genetic Algorithm,” *International Journal of Automotive Technology*, Vol. 8, No. 5, pp. 563-573, 2007.
- [2] 유영환, “가압형 디젤 개질용 모노리스 촉매 개발에 관한 연구,” *한국산학기술학회 논문지*, 제26권, 제7호, pp. 834-841, 2025.
- [3] 김종민, 전희승, 조성수, 추수태, “모노리스 형태의 환경용 촉매담체의 제조기술 개발,” *고등기술연구원 보고서*, 2005.
- [4] 윤재철, “디젤자동차 배기가스 정화용 하이브리드 백금 촉매의 제조 및 촉매 특성에 관한 연구,” *부산대학교 대학원 박사학위논문*, 2016.