

# 다변량 데이터 분석방법을 활용한 비결정성 수지의 최적 사출성형조건에 관한 연구

## Optimization of Injection Molding Condition of Amorphous Resin using MVD Method

\*#조용주<sup>1</sup>, 차백순<sup>1</sup>

\*#Y. J. Cho<sup>1</sup>(yjcho@kitech.re.kr), B. S. Cha<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 한국생산기술연구원 정밀금형팀

Key words : MVDA (Multivariate Data Analysis), PLS-Batch, Injection Mold

### 1. 서론

최근 20년 동안 많은 산업에서 데이터 수집 시스템의 혁신이 이루어지고 있다. 기계의 지능화, 대용량 데이터의 저장능력 그리고 높은 처리량을 가지는 데이터 획득 시스템의 등장은 데이터 처리 비용의 절감이 가능하게 되었다. 이러한 시스템을 통하여 제조라인이나 실험실에서의 품질 변수 (Quality variables) 뿐만 아니라 프로세스 변수 (Process variables)를 측정함으로써 발생하는 대용량의 데이터가 유익한 데이터로서 가치를 가지게 되었다 [1]. 또한, 제조환경은 단납기 환경과 다품종 소량생산 방식으로 변하고 있으며, 센서 기술의 발전으로 짧은 시간에 엄청나게 많은 데이터의 확보가 가능하게 되었다. 결과적으로 제조산업에는 실험자가 다루어야 할 다차원의 독립변수 (X)와 종속변수 (Y)가 축적되고 있다. ( $Y = f(X)$ )

일반적으로 실험자가 처리하고자 하는 변수의 개수가 6개 이상인 경우를 다변량 (Multivariate) 데이터라고 하며, 이러한 다변량 데이터를 처리하고 분석하는 방법을 MVDA (Multivariate Data Analysis)라고 한다. MVDA의 주요 방법인 PCA (Principal Component Analysis)와 PLS (Projection Latent Structure)는 투영 (Projection) 이론에 기초를 두고 있으며, 상관성이 높은 데이터를 처리하는 방법을 제공한다. 또한, 이 방법은 다중 응답 변수 (Y)와 손실 (Missing) 데이터의 경우도 효율적으로 처리할 수 있다는 장점을 가진다. 앞에서 언급한 투영이론의 가장 중요한 속성은 다차원의 문제 영역을 일반적으로 3차원 내지 4차원의 낮은 공간으로 줄일 수 있는 능력을 가지고 있다는 것이다. MVDA의 응용 분야는 프로세스 모니터링, 초기 애러검출, 품질 컨트롤, 데이터 마이닝 등 많은 분야에서 활용되고 있다 [2]. 본 연구에서는 PCA/PLC 분석을 위해 Umetrics(社)의 SIMCA 11.0 소프트웨어를 사용하였다.

본 연구의 목적은 MVDA 방법을 활용하여 비결정성 수지인 HIPS, ABS, PC의 최적 사출성형조건을 분석하기 위함이며, 궁극적으로는 제품의 정밀성을 확보하기 위한 금형 설계의 가이드라인을 제시하는데 있다. 본 연구의 내용은 다음과 같다. 첫째, 실험장치 및 실험방법과 사출 금형 조건 별 분석에 따른 한계점을 제시한다. 둘째, MVDA 방법을 적용하여 X인자 (Sensing 값), Y인자 (수축량), 초기조건 (사출 금형 조건)의 변수를 전부 고려한 영향성을 분석한다. 마지막으로 본 연구의 결론과 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

### 2. 실험방법 및 기존분석의 한계점

본 연구에서 적용한 제품 도면과 온도 센서와 압력 센서의 상세 위치와 상세 실험 금형은 Fig. 1과 같다. 압력 센서는 P1, P2, P3로 세 개를 설치하였으며, 온도 센서는 T1, T2, T3, T4로 네 개를 설치하였다. 이러한 변수들이 MVDA에서는 X 변수에 해당된다. 그리고 본 실험에서 사용한 성형조건은 Table 1과 같다. 마찬가지로 MVDA에서 이 변수들은 초기조건 변수에 해당된다.

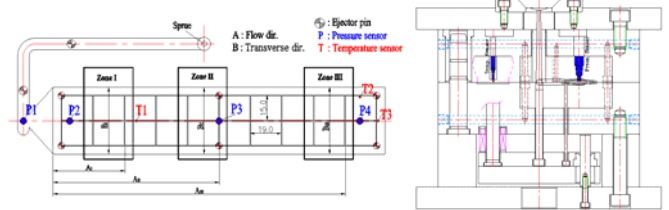


Fig. 1 (1) Product geometry and temperature/pressure sensor locations. (2) Detail experiment mold 2D drawing

Table 1 Injection molding conditions

Melt Temp. °C	Injection Rate		old Pres. MPa	Mold Temp. °C	Cooling Time sec
	%	cm/s			
195	30	22.5	39.72	63	20
215	42	31.5	55.6	75	30
235	50	37.5	66.19		40
	58	43.5	76.79		
	70	52.5			

최종적으로 Fig. 2의 실험 구성을 통하여 사출공정을 수행하였다. 온도와 압력센서에 의해 획득되는 데이터는 Bluetooth 통신을 통하여 원격지의 PC에 저장된다.

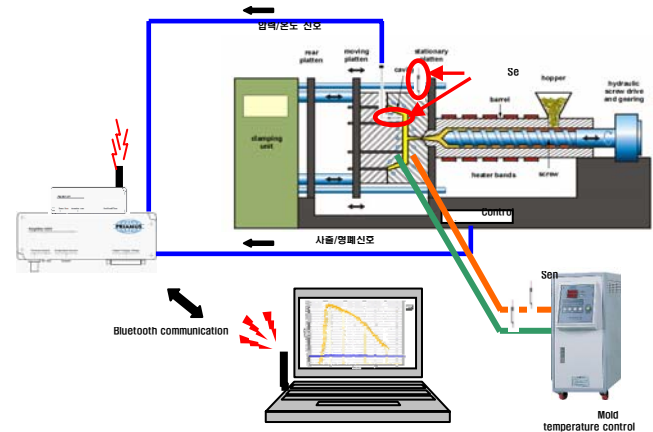


Fig. 2 Experiment System Architecture

위의 실험장치를 통하여 사출 제품은 15\*19mm의 등간격 시편으로서 이 제품의 수축량을 측정하였다. 최종 사출품의 수축량 측정은 Fig. 1와 같이 흐름방향 (A)과 수직방향 (B)의 수축량을 측정하였다. 1차 분석으로 Table 1에 제시된 사출 금형 조건 별로 수축량을 분석하였다.

제시된 사출성형 조건을 분리하여 개별적으로 수축량의 영향도를 파악하게 되면, 사출성형 조건 간의 상관성 파악이 힘들며, P1, P2, P3, P4, T1, T2, T3 센서 데이터의 영향도 파악 또한 불가능하다. 본 연구에서는 이러한 한계점을 극복하기 위해서 MVDA 방법을 적용한다.

### 3. MVD 를 활용한 분석

MVDA 방법에서는 Fig. 3 에 제시된 것과 같이 모든 변수를 처리한다. 첫 번째 테이블은 사출성형 조건으로서 Z 변수에 해당되며, 두 번째 테이블은 온도센서와 압력센서에서 측정된 데이터로서 X 변수에 해당되며, 마지막 테이블은 사출된 시편의 수축량을 측정한 데이터로서 Y 변수에 해당한다. 기존 실험계획법 (DOE)에서는 Fig. 3 의 모든 변수를 가지고 분석을 진행할 수 없으며, 사출성형과 같은 배치 프로세스 (Batch Process) 즉, 시간이 변함에 따라 온도와 압력이 변하는 공정에는 적용할 수 없다는 단점이 존재한다. 또한, 기존의 방법으로는 잃어 버리는 정보로 인해 최적의 솔루션을 찾을 수 없다. 본 연구에서는 MVDA 방법을 적용하여 모든 변수들을 처리하여, 최종적으로 수축량에 유의한 영향을 미치는 인자를 도출하였다. 이러한 분석을 위하여 본 연구에서는 SIMCA 11.0 소프트웨어를 사용하였다.

Batch	Hot Temp	Hot Temp	Hot Temp	Hot Temp	Hot Temp	P1	P2	Hot Temp
1800104	220	85	0.08	0.08	0.08	42	11.13	20
1800109	220	85	0.08	0.08	0.08	42	11.13	20
1800104	220	85	0.08	0.08	0.08	42	11.13	20
1800109	220	85	0.08	0.08	0.08	42	11.13	20

Time	Batch	T1	T2	T3	P1	P2	P3	P4
38993	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
38994	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
38995	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
38996	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
38997	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
38998	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
38999	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39000	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39001	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39002	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39003	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39004	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39005	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39006	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39007	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39008	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39009	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39010	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39011	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39012	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39013	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39014	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39015	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39016	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39017	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226
39018	22.318mm04	13.52039	13.50170	13.41251	5.24392	26.74264	2.52059	3.90226

Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	Measurement	
1800104	220	85	0.08	0.08	0.08	42	11.13	20	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
1800109	220	85	0.08	0.08	0.08	42	11.13	20	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5

Fig. 3 Experiment Table for MVDA

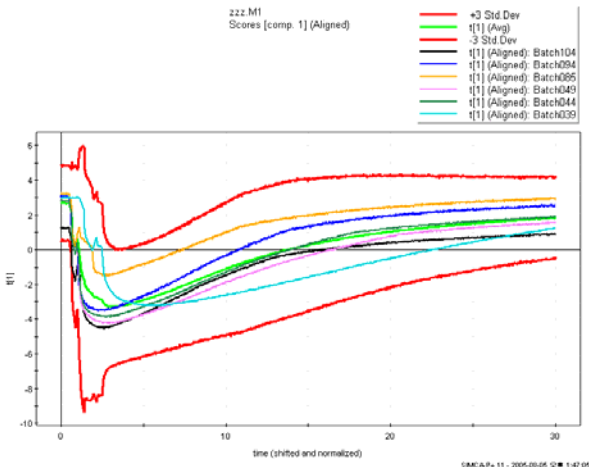


Fig. 4 Score Plots

위의 Fig. 4는 SIMCA 분석 결과로서, Score Plots 으로서, 다변량 데이터를 고려한 공정 관리도를 의미한다. 기존의 SPC 는 하나의 변수에 해당하는 공정 관리도를 제시하기 때문에, 모든 변수가 반영되지 않은 단점이 존재한다.

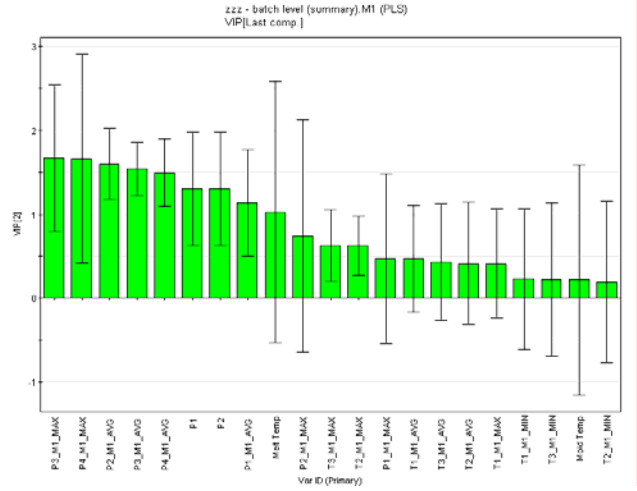


Fig. 5 Batch Level (Summary)

본 연구의 최종 결과로서 Fig. 5 에서는 사출 시편의 수축량에 영향을 크게 미치는 인자들의 순서로 제시하고 있다. 최종 분석 결과, P3, P4, P2의 순서대로 수축량에 영향을 미치고 있음을 알 수 있다.

### 4. 결론 및 향후 연구방향

본 연구에서는 MVDA 방법론을 적용하여 다변량 데이터인 사출속도, 보압, 성형온도, 냉각시간, 금형온도, T1-T3, P1-P4 간의 상관성 파악을 통하여 수축량에 영향을 주는 변수들의 영향도 파악하였다. 이러한 결과를 최종적으로 금형 설계 시 반영할 수 있을 것이다.

향후 연구방향으로는 첫째, 본 연구에서 적용한 사출성형 공정과 같이 배치 프로세스의 공정관리가 가능할 것이다. 둘째, 실험계획법 (DOE)을 수행하기 위한 스크리닝 (Screening) 단계로서, X 인자들 간의 정성적인 평가를 통한 Vital X의 도출이 가능할 것이다.

### 후기

본 연구는 한국생산기술연구원의 “생산품질의 안정화를 위한 데이터 통합 시스템 구축에 관한 연구” 과제의 연구비를 지원받아 수행되었습니다.

### 참고문헌

1. Yacoub, F. and MacGregor J.F., “Analysis and optimization of a polyurethane reaction injection molding (RIM) process using multivariate projection methods”, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, , 17-33, 2003.
2. Multi-and Megavarate Data Analysis, UMETRICS, 1999-2000.