https://doi.org/10.7735/ksmte.2026.35.3.190

J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng.
ISSN 2508-5107(Online)

Check for updates

마스킹 ECM기반 연료전지 분리판 유로가공 및 공정 최적화

김단우[a], 곽성웅[b], 윤태현[a], 박정우[a,*]

Masking-Based ECM for Flow-Channel Fabrication of Fuel-Cell Bipolar Plates and Process Optimization

DanWoo Kim[a], SeongUng Kwak[b], TaeHyun Yun[a], JeongWoo Park[a,*]

[a] *Department of Mechanical Engineering, Chosun University*
[b] *Institute of Advanced Technology Convergence, Kunsan National University*

ARTICLE INFO

Article history:
Received 4 April 2026
Revised 29 April 2026
Accepted 4 May 2026

Keywords:
Electrochemical machining
Bipolar plate
Through-mask ECM
Process optimization
Taguchi method
Gaussian process regression

ABSTRACT

This study proposes a low-cost masking-based electrochemical machining (ECM) process using polyester tape and laser patterning for fabricating micro-flow channels in fuel-cell metallic bipolar plates. We integrated the Taguchi method to reduce the number of experiments and a Gaussian process regression (GPR) model to optimize the current density, gap distance, machining time, and electrolyte flow rate parameters. ANOVA confirmed that current density and machining time primarily contribute to the machining performance index, accounting for more than 90% of the variance. Experiments under the GPR-derived optimal conditions showed machining performance consistent with predictions within the error margin . Three-dimensional surface measurements demonstrated uniform channel profiles with a target depth of approximately 200 μm. These findings suggest that the proposed masking-based ECM process can be utilized for manufacturing metallic bipolar plates by optimizing process parameters using the Taguchi method and a GPR model.

1. 서 론

수소연료전지 분리판은 반응 가스의 유동을 제어하고 전기화학 반응을 균일하게 유지하는 수소연료전지 셀의 핵심 구성 요소로, 수소연료전지 분리판의 형상 정밀도와 균일성은 연료전지의 성능 및 내구성에 직접적인 영향을 미친다[1]. 금속 분리판의 유로 가공을 위해 CNC 가공, 스탬핑, 방전가공(EDM), 레이저 가공(laser machining) 등의 다양한 공정이 활용되고 있으나, 공구 마모, 열영향층 형성, 형상 제어의 한계 등의 문제가 존재한다[2,3]. 전기화학 가공(electrochemical machining, ECM)은 비접촉식 가공 공정으로 열 영향이 거의 없고 복잡한 형상의 정밀 가공이 가능하다는 장점을 가지고 있어, 분리판의 병렬 유로 구조 제작에 적용되고 있다[4]. 그러나 기존의 일반적인 ECM 공정은 전류가 공작물 전면으로 방사형으로 분산되는 특성상 측면 식각(side etching) 및 미세 용출(stray dissolution)이 불가피하게 발생하여, 분리판에 요구되는 미세 유로의 형상 정밀도를 확보하기 어려운 공정적 한계가 존재한다[5]. 특히 극미세간극 내에서는 전해 생성물(수소 가스 및 슬러지)의 원활한 배출이 제한되어 국부적인 유동 불안정성이 발생하며, 이는 가공 바닥면의 표면 평탄도와 기하학적 균일도를 악화시킨다[6]. 이러한 비가공부 용해 및 형상 제어 문제를 해결하기

* Corresponding author. Tel.: +82-62-230-7277
E-mail address: jwoopark@chosun.ac.kr (JeongWoo Park).

위한 방법으로 포토레지스트(photoresist) 기반 마스크를 이용해 특정 부위만 선택적으로 가공하는 Through-mask ECM 공정이 제안되어 형상 정밀도를 크게 향상시킨 바 있다[7,8]. 그러나 기존의 포토리소그래피 기반 마스킹 기법은 공정 단계가 복잡하고 제조 비용이 높다는 실용적인 한계를 지닌다. 최근에는 스크린 프린팅 기반 마스크를 적용한 ECM 연구에서 Taguchi(다구찌) 기법을 활용하여 최적 조건을 도출하는 시도가 진행되었으나[9], 제한된 이산(discrete) 실험 조건만으로는 전기화학 가공 특유의 비선형성을 규명하기는 어렵다고 판단된다. 따라서 본 연구에서는 저비용 폴리에스터 테이프를 이용한 레이저 마스킹 기반 ECM 공정을 통해, STS304 공작물에 연료전지 분리판 유로 패턴을 가공하고, 최적 조건 도출을 위해 Taguchi 실험 설계와 가우시안 과정 회귀(Gaussian process regression, GPR)모델을 적용하여 제안 가공법의 최적 공정 조건을 도출하였다[10,11].

2. 본 론

2.1 실험 재료 및 마스킹 공정

본 연구에서는 수소연료전지 분리판 소재로 쓰이는 두께 0.5 mm의 스테인리스 스틸(STS304) 평판을 양극(anode) 공작물로 사용하였다. 유로 패턴을 가공하기 위해, 공작물 표면에 화학적 내식성과 전기 절연성이 뛰어난 두께 0.05 mm의 폴리에스터(polyester) 테이프를 부착하여 마스킹(masking)하였다. 이후 레이저 커팅을 이용하여 유로 패턴 외곽을 따라 커팅하고 해당 영역의 테이프만 제거함으로써, 실제 전해액과 반응하는 노출 가공 면적을 Fig. 1(b)와 같이 36 mm^2로 구성하였다. 가공 전 공작물은 아세톤과 증류수를 이용한 초음파 세척을 통해 표면 오염물질을 제거하였다. 음극(cathode)으로 두께 0.5 mm의 구리(Cu) 평판을 사용하였으며 가공 전, 사포 연마 및 세척 과정을 거쳐 표면 산화층을 제거하였다. 실험은 연료전지 분리판 유로 공정을 모사하되, Fig. 1(a)와 같은 유로 형상에서는 위치별 ECM 메커니즘의 영향을 파악하기 어려우므로, Fig. 1(b)와 같이 단순화하였다. 본 마스킹 공정과 포토리소그래피 기반 마스킹 공정의 정성적 비교는 Table 1에 정리하였다.

2.2 다층 적층형 ECM 셀 제작 및 전기화학 가공 시스템

안정적인 전해액 유동과 극간 거리 제어를 위해, 본 연구에서는 다층 적층 구조(multi-layered stacked structure) 셀(cell)을 설계 및 제작하였다. ECM cell은 고압의 전해액 누수를 방지하고 양극간의 전기적 절연을 확보하기 위해 Fig. 2(a)와 같이 샌드위치 형태로 제작하였다. 전체 구조의 상단부와 하단부에는 볼트 체결 하중에 의한 굽힘 변형을 방지하기 위해 아크릴(acrylic) 플레이트

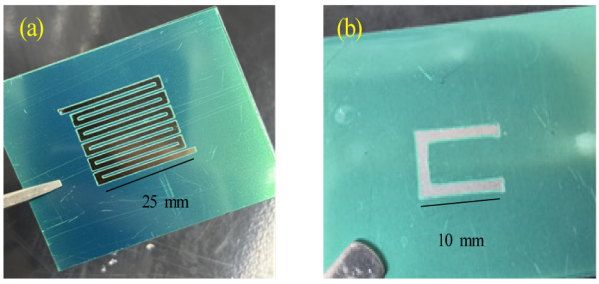


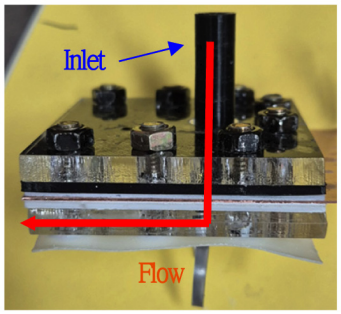
Fig. 1 (a) Conventional pre-machining flow channel (b) Proposed flow channel

Table 1 Process and equipment comparison between photolithography and polyester tape masking

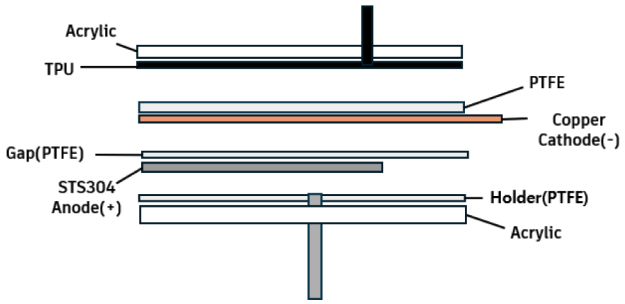
	Photolithography	Polyester tape
Process	Coating, exposure, developing, stripping	Attaching, laser cutting, selective peeling
Equipment	Spin coater, UV exposure system, developer, stripper	Laser cutter

를 배치하였다.

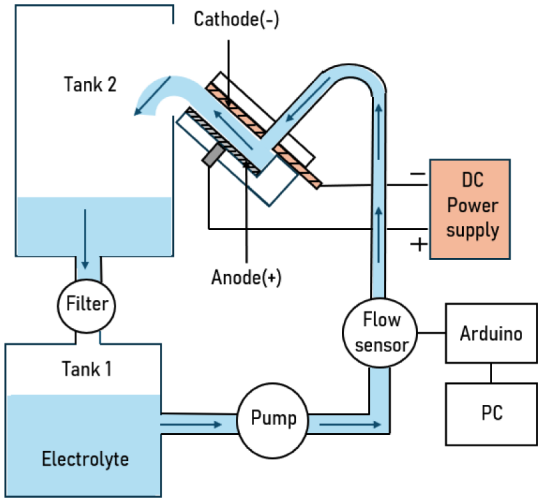
내부 구조는 Fig. 2(b)와 같이 아크릴 위로 공작물을 지지하는 홀더(holder)를 기반으로 하며, 그 위로 마스킹된 공작물, 극간 제어용 테프론(PTFE) 스페이서, 음극(cathode), 상부 PTFE, 그리고 전해액 유입을 위한 내화학성 TPU 소재 구조물을 순차적으로 적층하였다. 최종적으로 다수의 볼트를 이용하여 체결함으로써 고압의 전해액 유동 하에서도 수밀성을 확보하였다. 또한, 가공 중 극소간극 내 가스 정체(gas stagnation) 현상을 최소화하기 위해 셀 고정장치를 45° 각도로 배치하여 기포의 배출을 유도했다. 본 실험에서는 부동태화(passivating) 특성을 지녀 가공 영역 외곽의 미세 용출을 억제하는 데 유리한 $NaNO_3$ 수용액을 전해액으로 채택하였고[12], 가공 중 전도도 변화를 최소화하기 위해 Fig. 2(c)에서 Tank 1 외부에 온도 제어가 가능한 교반 장치를 구성하여 10% $NaNO_3$ 전해액을 40°C로 유지하였다[12]. 또한, 미세 간극 내부로 공급되는 전해액의 유동 상태를 실시간으로 모니터링하기 위해 아두이노 기반의 유량 측정 시스템을 연동하였다. 터빈형 유량 센서(YF-S401) 측정 시 좁은 극간에 의해 유발되는 배압(backpressure)과 40°C 전해액의 고유 점도에 따른 계통 오차를 최소화하고자 실제 작동 환경에서의 부피 실측 기반 캘리브레이션을 수행하였으며, 이를 통해 유량 측정 오차를 5% 이내로 보정하였다. 실제 가공 공정은 펌프를 통해 목표 유량의 안정적인 유입을 먼저 확인한 직후 설정된 직류(DC) 전원을 인가하는 방식으로 진행했다. 이후 가공을 거쳐 배출된 전해액은 메쉬(mesh) 타입 필터를 통해 회수되도록 구성하여, 슬러지 재유입으로 인한 극간 단락(short-circuit)을 방지하였다[8].



(a)



(b)



(c)

Fig. 2 (a) Photograph of ECM cell (b) schematic diagram of ECM cell (c) schematic diagram of the multi-layered stacked ECM experimental setup

2.3 실험 조건 및 공정 변수

유로 패턴의 가공 조건을 최적화하기 위해, 가공시간(t), 전류 밀도 (J), 전해액 유량(Q), 극간 거리(g)를 핵심 변수들로 선정하고 각각 3-Levels로 할당하였다.

Table 2에서 전류 밀도(J)는 마스킹 노출 면적(36 mm^2)을 기준으로 산출한 값이다. 극간 거리는 테프론 스페이서와 마스킹 테이프의 두께를 합산한 공구 전극과 공작물 가공면 사이의 거리를 의미한다. 본 연구에서 설정한 전류 밀도 및 가공 시간의 범위는, 이전 연구를 바탕으로 가공 깊이가 유의미하고 200 μm를 달성하기 위한 조건으로 균등하게 배치하였다.

Table 2 Process parameters levels

Process parameters	Level 1	Level 2	Level 3	Unit
Current density (J)	3	5	7	A/cm^2
Gap (g)	0.65	0.45	0.25	mm
Machining time (t)	60	120	180	s
Flow rate (Q)	0.8	1.0	1.2	L/min

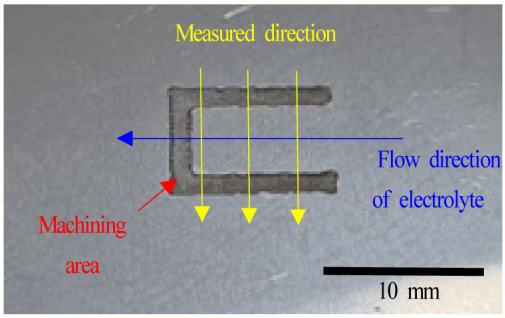


Fig. 3 Measured profiles of two parallel flowchannels

2.4 가공 형상 측정 및 데이터 획득 방법

가공 결과물의 단면 형상 및 표면 품질을 평가하기 위해 접촉식 정밀 표면 형상 측정기(SV-2100, Mitutoyo, Japan)를 활용하였다.

Fig. 3과 같이 2개의 독립된 병렬 미세 유로를 따라 유동방향 기준 전체 길이의 1/4, 2/4, 3/4 지점을 각각 선정하여 총 6곳의 단면 프로파일 데이터를 획득하였다. 추출한 데이터는 수평 보정(leveling) 작업을 수행한 후, 마스킹 경계부 인근 측벽(sidewall)에서 나타나는 급격한 형태 변화 구간을 분석에서 배제하였다. 이를 통해 바닥면의 기울기가 안정적인 중심부 구간만을 유효 가공 영역(effective machining area)으로 한정하여, 국부적인 이상치(outlier) 개입에 따른 통계적 왜곡을 방지하였다. 해당 유효 가공 영역에서 획득한 데이터를 바탕으로 가공 성능 지표(machining performance index, MPI)를 도출하였으며, 세부내용은 3.3절에 기술하였다. 아울러 가공 시편의 3차원 표면 형상을 분석하기 위해 고해상도 비접촉식 3D 레이저 프로파일러(LJ-V7060, Keyence Corp., Japan)를 활용하여 3D 스캔 데이터를 입체적으로 시각화하였으며, 해당 분석 결과는 4절에서 제시하였다.

3. 실험 설계 및 예측 모델링

3.1 다구찌 L9 직교배열 설계

전기화학 가공(ECM) 공정은 전기적, 유체역학적 변수들이 복합적으로 상호작용하여 가공 결과에 영향을 미치는 다변수 비선형

Table 3 Experimental conditions based on Taguchi L9 orthogonal array (*T*-9 set)

Run ID	Current density (A/cm^2)	Gap (mm)	Machining time (s)	Flow rate (L/min)
1	3	0.65	60	0.8
2	3	0.45	120	1.0
3	3	0.25	180	1.2
4	5	0.65	120	1.2
5	5	0.45	180	0.8
6	5	0.25	60	1.0
7	7	0.65	180	1.0
8	7	0.45	60	1.2
9	7	0.25	120	0.8

Table 4 Experimental conditions for validation set based on distance-balanced hierarchical sampling (*V*-9 set)

Run ID	Current density (A/cm^2)	Gap (mm)	Machining time (s)	Flow rate (L/min)
1	5	0.45	60	0.8
2	3	0.45	60	1.2
3	7	0.65	120	0.8
4	3	0.65	180	1.0
5	5	0.25	180	1.0
6	7	0.25	60	1.2
7	7	0.65	180	1.2
8	3	0.65	120	0.8
9	7	0.25	180	0.8

공정이다. 본 연구에서는 앞서 선정된 4가지 핵심 공정 변수를 각각 3수준으로 할당하였다. 이를 모든 조합으로 수행하는 완전 요인 배치법(full factorial design)을 적용할 경우 총 81회의 실험이 요구되며, 이는 시간 및 비용 측면에서 물리적 한계가 있다. 이러한 제약을 극복하고 최소한의 실험 횟수로 전체 공정 공간의 거시적 경향성을 파악하기 위해, 본 연구에서는 다구찌 실험 계획법을 도입하였다. 4인자 3수준의 설계에 최적화된 L9(34) 직교 배열표(orthogonal array)를 채택함으로써, 변수 간의 다중 공선성(multicollinearity)을 억제하고 각 변수가 가공 특성에 미치는 주효과(main effect)를 분석하였다. Table 3은 다구찌 L9 직교 배열 원리에 따라 설계된 9개의 실험 조건 세트(이하 T-9)를 보여준다. 본 직교 배열 설계에 따라 수행된 실험의 가공 성능 지표 산출 결과 및 ANOVA는 4장에서 다루며, 획득한 실험 데이터는 이후 머신러닝 대리 모델 구축을 위한 기초 학습 데이터로 활용하였다.

3.2 검증 실험 설계 및 공간 분포

다구찌 L9 직교 배열을 통해 획득한 데이터는 공정 변수의 거시적 주효과를 파악하는 데 유용하지만, 탐색 공간(design space) 내 미지의 영역에 대한 머신러닝 대리 모델의 일반화 성능(generalization performance)을 객관적으로 검증하기에는 데이터의 수가 제한적이다. 이를 보완하기 위해 본 연구에서는 9개의 추가 검증 실험 조건(이하 V-9)을 별도로 설계하였다. V-9 검증 세트는 미학습 조건 공간에서의 예측 신뢰성을 평가하기 위해, 기존에 수행된 T-9 조건과의 다차원 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 기준으로 한 계층적 샘플링(hierarchical sampling) 기법을 통해 도출하였다. Table 4와 같이 기존 학습 데이터(T-9) 분포로부터 거리가 가장 멀리 떨어진 예측 불확실성이 높은 조건들과, 상대적으로 거리가 가까운 인접 조건들을 배분하여 추출하였다. 이는 T-9 데이터와 거리가 먼 미탐색 영역의 예측을 통해 모델의 전역적 일반화(global generalization) 성능을 평가함과 동시에, 거리가 가까운 인접영역에서의 국부적 예측(local prediction) 정확도를 종합적으로 검증하기 위함이다. 또한 검증 데이터 추출 과정에서 연구자의 주관적 편향(bias)이 개입되는 것을 방지하고 추출 알고리즘의 재현성(reproducibility)을 확보하기 위해, 난수 생성 시드(random seed)를 42로 고정하여 무작위 추출을 수행하였다. Table 4는 이와 같은 거리 기반의 계층적 밸런스 샘플링 전략에 따라 최종 설계된 9개의 V-9 검증 실험 조건을 보여준다. 본 검증 설계에 따라 수행된 실제 가공 성능 결과는 4장에서 대리 모델의 성능을 검증하는 척도로 활용했다.

3.3 가공 성능 지표 정의

연료전지 금속 분리판 유로 가공 시 재료 제거량을 극대화하는 것은 공정 효율 측면에서 중요하지만, 바닥면에 요철 결함이 발생하면 가스 유동의 불균일한 분배와 멤브레인(membrane)의 물리적 손상을 유발할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 전체 유로 구간의 전반적인 재료 제거 수준과 종합적인 표면 평탄도를 독립적으로 평가한 후, 이를 결합하여 가공 품질을 단일 지표로 나타낼 수 있는 가공 성능 지표(MPI)를 새롭게 정의하였다. 2.4절에서 규정한 유효 가공 영역 데이터를 바탕으로, 전체 6개 단면의 평균 가공 깊이와 지수 감쇠(exponential decay) 기반의 형상 품질 지수를 각각 산출하여 식 (1)과 같이 최종 MPI를 도출하였다.

$$MPI = \left(\frac{1}{6} \sum_{i=1}^{6} D_{avg,i} \right) \times \left(\frac{1}{6} \sum_{i=1}^{6} e^{-\frac{D_{\max,i} - D_{\min,i}}{D_{avg,i}}} \right) \quad (1)$$

식 (1)의 i는 앞서 선정한 6곳의 단면 프로파일 측정 지점 인덱스 (i=1~6)다. 첫 번째 괄호항은 6개 유로 단면의 평균 가공 깊이 ($D_{avg,i}$)의 전체 평균으로, 해당 가공 조건의 전반적인 재료 제거 수준을 나타낸다. 두 번째 괄호 항은 6개 유로 단면의 형상 품질

지수 평균이다. $D_{\max,i}$와 $D_{\min,i}$는 i번째 단면 내 최대 및 최소 가공 깊이를, 두 값의 차이는 해당 단면의 국부적 가공 깊이 불균일도(depth non-uniformity)를 의미한다. 요철의 절대적인 크기 수치만으로는 가공 깊이에 따른 상대적 편차를 반영하기 어렵다. 이를 보완하고자 요철 편차를 해당 단면 평균 깊이로 나눈 무차원 항(두 번째 괄호 항 지수부)을 적용했다. 이 항을 지수 감쇠 함수 지수부에 대입해, 형상 불균일도가 커질수록 0에 수렴하는 정규화 페널티 가중치를 부여하였다. 제안된 MPI는 전체 유로의 평균 가공 깊이와 유로 전반의 형상 안정성을 곱하는 구조이다. 이러한 결합 방식은 특정 단면에서 발생할 수 있는 예외적인 결함이 전체 성능 지표를 과도하게 왜곡하는 현상을 완화하며, 전체 유로 구간에 걸쳐 깊고 평탄한 가공이 이루어졌을 때 가장 높은 최적해를 도출하도록 설계하였다.

3.4 대리 모델 선정 기준 및 교차 검증 설계

전기화학 가공은 공정 세팅 및 정밀 측정에 많은 시간과 비용이 소모되어 대규모 데이터 확보가 현실적으로 불가능한 공정이다. 본 연구에서 획득한 전체 데이터는 총 18개의 전형적인 소규모 환경이다. 따라서 제한된 실험 조건 너머의 미탐색 연속 공간을 예측하기 위한 머신러닝 대리 모델(surrogate model)을 변수 간의 복잡한 비선형적 상호작용(non-linear interactions) 포착, 데이터가 적은 상황에서 알고리즘이 훈련 데이터에만 과도하게 적응하거나 패턴을 찾지 못하는 과적합(overfitting) 및 과소적합(underfitting)에 대한 수학적 저항성, 미탐색 영역을 예측할 때 예측 불확실성을 확률적으로 정량화할 수 있는 모델을 고려해서 선정했다. 이러한 기준에 따라 본 연구에서는 기계학습 분야에서 소규모 비선형 회귀 문제에 활용되는 세 가지 대표적인 알고리즘(SVR, RF, GPR)을 후보군으로 선정하고 예측 성능을 비교했다. Support vector regression (SVR)는 저차원의 데이터를 고차원으로 바꾸어 노이즈에 강한 특성이 있는 것으로 알려져 있다[13]. Random forest (RF)는 개별 트리의 분산을 줄여 과적합 방지에 탁월하고 비선형성 포착에 유리한 것으로 알려져 있다[14]. GPR은 베이지안(Bayesian) 확률론 기반의 비선형 회귀 기법으로, 데이터 사이의 연속 공간을 미분 가능한 매끄러운 곡면으로 보간한다. 내부의 최대 한계 우도 추정(maximum marginal likelihood estimation) 알고리즘을 통해 하이퍼파라미터를 자체적으로 최적화하도록 설계하였다. 특히 예측값과 함께 그에 대한 통계적 불확실성을 수학적으로 정량화할 수 있어 본 연구의 목적에 부합하는 후보이다. 선정된 세 가지 알고리즘의 성능 평가를 위해, 본 연구에서는 단일 관측치 교차 검증(leave-one-out cross-validation, LOOCV) 기법을 채택하였다. LOOCV 파이프라인은 전체 18개 데이터 중 17개를 모델 학습에 사용하고 블라인드 처리된 단 1개만을 평가에 사용하는 과정을 18회 반복하여 모든 데이터에 대해 모델의 일반화 성능을 검증하는 기법이다[15]. 이러한 LOOCV 파이프라인을 통해 도출된 세 가지 예측 성능(RMSE, MSE, R^2) 비교 결과는 4.3절에 기술하였다.

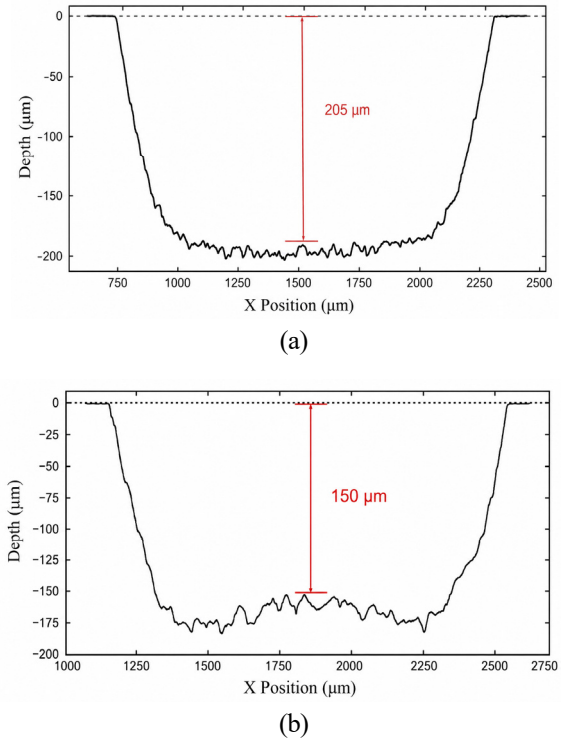


Fig. 4 Classification of cross-sectional profiles (a) U-shape (b) W-shape

4. 실험 결과 및 분석

4.1 가공 단면 형상 분석

가공을 진행한 후 형성된 유로의 단면 프로파일을 분석한 결과 실험 조건에 따라, 단면 형상은 U자형(Fig. 4(a))과 W자형(Fig. 4(b))의 두 가지 유형으로 분류했다. U자형은 바닥면 전체에 걸쳐 가공 깊이가 균일하게 분포하는 유로 단면으로, 연료전지 분리판에서 가스 유동 저항 최소화 및 균일한 압력 분포 확보에 유리한 목표 형상이다. W자형은 유로 중앙부가 상대적으로 얕고 양 측벽 인근에서 가공 깊이가 증가하는 이중 골(double valley)형태이며, W자형이 실험 조건에 따라 MPI의 두 번째 괄호 항의 값이 다양하게 분포하였고, U자형이 나타나는 것은 Table 5와 같이 Taguchi 5, 7, 9번 validation 3, 9번에서 나타났다. U자형과 W자형 단면의 형성 차이는 전해액 유속과 일정 부분 연관된 것으로 추정되고, 유속에 따라 금속 이온의 국부 농도 분포 및 가스 버블 거동의 변화가 복합적으로 작용한 것으로 사료된다. 이러한 인자들은 가공 중 종합적인 거동 추적은 가능하나, 본 연구의 범위 내에서는 메커니즘 해석에 한계가 있다.

Table 5 Cross-sectional shapes for Taguchi and validation sets

Run ID	*T_9* Shape	*V_9* shape
1	W	W
2	W	W
3	W	U
4	W	W
5	U	W
6	W	W
7	U	W
8	W	W
9	U	U

Table 6 Experimental parameters and MPI results for Taguchi(*L_9*)

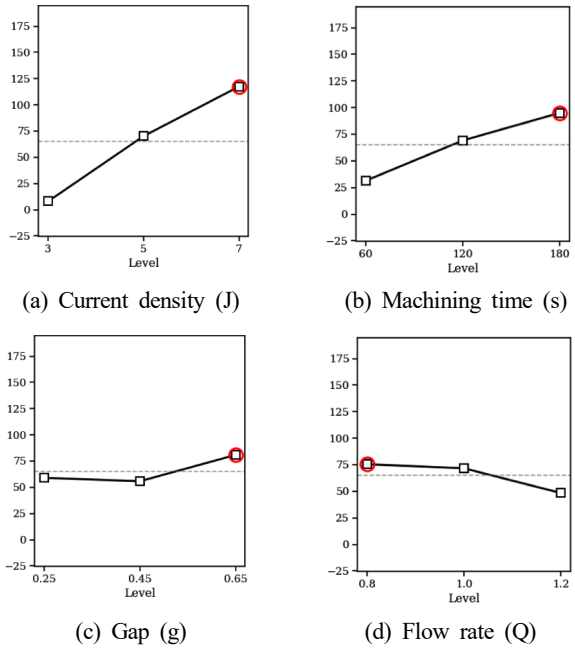
Run ID	*J* (A/cm^2)	*g* (mm)	*t* (s)	*Q* (L/min)	*MPI*
1	3	0.65	60	0.8	0.149
2	3	0.45	120	1.0	8.986
3	3	0.25	180	1.2	14.798
4	5	0.65	120	1.2	72.953
5	5	0.45	180	0.8	100.722
6	5	0.25	60	1.0	36.736
7	7	0.65	180	1.0	179.262
8	7	0.45	60	1.2	57.529
9	7	0.25	120	0.8	125.450

4.2 다구찌 분석 기반 주효과 분석

공정 변수가 가공 성능 지표에 미치는 전체 실험 공간에서의 거시적, 선형적 주효과(main effect)를 파악하기 위해 다구찌 L9 직교배열 실측 데이터를 바탕으로 분산 분석(ANOVA)을 수행하였다. Fig. 5는 MPI에 대한 공정변수들의 주효과 분석 결과를 나타낸다. Fig. 5 (a), (b)를 보면 전류밀도와 가공시간의 레벨이 증가할수록 MPI가 선형적으로 증가하는 경향을 보였다. 반면 Fig. 5 (c)의 간극은 뚜렷한 선형적 경향을 보이지 않았으며, 다른 공정변수에 비해 MPI의 변화정도가 적은 것으로 나타났다. Fig. 5 (d)는 Flow rate가 적을 때 높게 나타나는 경향을 보였다. Table 6을 통한 분석 결과, Fig. 6과 같이 MPI에 가장 지배적인 영향을 미치는 핵심 인자는 전류 밀도(66.6%)와 가공 시간(23.4%)으로 산출되었다. 전류 밀도와 가공 시간의 기여도 합산치가 90%에 달하는 결과는 식 (2)와 같이 전해가공에서 양극 표면으로부터 용출되는 물질의 총 질량이 인가된 총 전하량에 선형적으로 비례한다는 패러데이 법칙(Faraday's law)의 전기화학적 이론과 부합한다[17].

$$m = \frac{I \cdot t \cdot M}{nF} \tag{2}$$

반면, 전해액 유량과 극간 거리의 기여도는 각각 5%로 낮게 평



(a) Current density (J) (b) Machining time (s)

(c) Gap (g) (d) Flow rate (Q)

Fig. 5 Main effects analysis of process parameters on the MPI

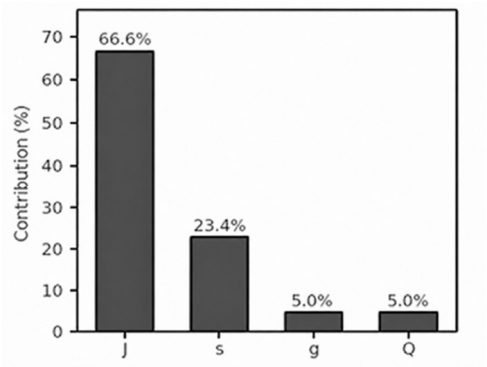


Fig. 6 ANOVA results for the main effects of process parameters on MPI

가되었다. 일반적인 개방형(open-channel) 전기화학 가공에서는 극간 거리와 전해액 유량의 변화가 극간내 전체 전기장(electric field)과 유동 저항을 극적으로 변화시켜 지배적인 변수로 작용한다. 그러나 본 연구의 ANOVA 분석에서 두 변수의 기여도가 도합 10%로 미미하게 산출된 원인은 본 연구의 마스킹 공정에서는 전기화학적으로 반응하는 유효 면적이 마스킹 노출부로 제한되므로, 극간 거리 변화에 따른 전기장 분산 효과가 일반 ECM 공정 대비 억제되어 두 변수의 기여도가 축소된 것으로 판단된다.

4.3 GPR 대리 모델 구축 및 최적 조건 탐색

변수 간의 비선형적 상호작용이 지배하는 미탐색 영역에서의 최적 조건을 도출하기 위해, 3.4절에서 설계한 LOOCV 파이프라인을 통해 세 가지 머신러닝 알고리즘의 예측 성능을 평가하였다.

Table 7 Experimental parameters and MPI results for validation set

Run ID	J (A/cm^2)	g (mm)	t (s)	Q (L/min)	*MPI*
1	5	0.45	60	0.8	9.912
2	3	0.45	60	1.2	0.027
3	7	0.65	120	0.8	169.920
4	3	0.65	180	1.0	13.599
5	5	0.25	180	1.0	65.720
6	7	0.25	60	1.2	44.440
7	7	0.65	180	1.2	126.690
8	3	0.65	120	0.8	11.174
9	7	0.25	180	0.8	123.021

Table 8 LOOCV predictive performance comparison

Algorithm	R^2 Score	*RMSE*	*MSE*
GPR	0.8478	22.553	508.639
RF	0.7552	28.6048	818.232
SVR	0.0806	55.4346	3072.994

4.2절의 Table 5와 본 절의 Table 7을 통한 검증 결과 Table 8과 같이 SVR 모델은 R^2 0.0806을 기록하며 과소적합을 보였다. 반면 GPR과 RF가 소규모 데이터(N = 18) 환경임에도 예측력이 높게 나타났다. GPR은 베이지안 확률론에 기반한 비모수(non-parametric) 회귀 기법으로, 학습 데이터의 개수에 따라 모델의 유효 자유도가 자동 조정되어 소규모 데이터 환경에서도 과적합 위험이 상대적으로 낮은 이론적 특성을 보인 것으로 해석된다[11]. 또한, Matern 커널($\nu = 1.5$)의 내부 최적화를 통해 데이터 사이의 연속 공간을 매끄러운 곡면으로 보간한다[16]. 특히 예측의 불확실성을 정량화하여 제공하므로 도출된 최적 조건의 신뢰성을 제공한다. GPR 모델의 R^2 값이 다른 모델들보다 우세하여 전체 18개 실측 데이터를 학습시킨 통합 모델을 구축하였다. 이후 공간 내 숨겨진 최적해를 도출하기 위해 4개 공정 변수 범위를 각각 30등분하여 총 30^4의 격자점에 대한 전수 가상 예측을 수행하였다. 전수 탐색 결과 전류밀도 7.0 A/cm^2, 가공 시간 171 s, 유량 0.85 L/min, 극간거리 0.65 mm 조합에서 MPI 192.468이 도출되었다.

4.4 GPR 최적 조건 실험적 검증

GPR 모델이 도출한 최적 조건과 예측해가 부합하는지 확인하기 위해 전류밀도 7.0 A/cm^2, 가공 시간 171 s, 유량 0.85 L/min, 극간거리 0.65 mm를 설정하여 검증실험을 진행하였다. 그 결과, 해당 조건의 MPI는 194.944로 예측값인 192.468과 비교했을 때 해당 실험에서의 GPR 모델이 신뢰성이 있다고 판단된다. 최적 조건과 비슷한 실험 조건인 다구찌 L9의 7번째 실험 조건(전류밀도 7.0 A/cm^2, 가공 시간 180 s, 유량 1 L/min, 극간거리 0.65 mm)

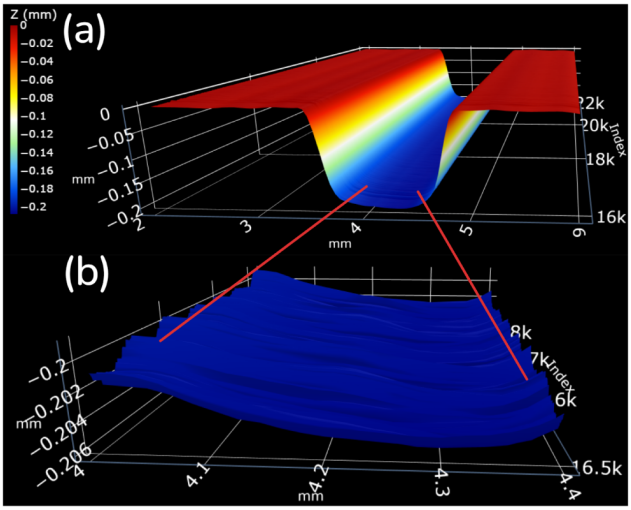


Fig. 7 3D surface topography of the fabricated microchannel: (a) full profile with 10× vertical exaggeration (b) bottom surface detail with 10× horizontal magnification

과 비교했을 때 평균 가공 깊이 차이는 최적 조건일 때가 23 μm, 형상 품질 지수(식 (1)의 두 번째 괄호 항) 부분은 0.0283 더 높았고, U자형 형상을 보였다.

이는 도출된 최적 조건이 가스 및 슬러지의 원활한 배출, 전해액 내 이온 교환, 극간 전기장 분포 등 복합적인 전기화학 가공 메커니즘이 평형을 이루는 지점을 탐색한 결과로 분석된다.

4.5 시편의 3D 표면 분석

2.4절에서 언급한 바와 같이 3D 레이저 프로파일러를 이용하여 Fig. 7(a)와 같이 3D 스캔 데이터를 얻었다. 본 연구에서 설정한 목표 가공 깊이인 약 200 μm의 U자형 단면을 가진 대표 시편의 3D Topography 이미지이다. 단차 가시성 확보를 위해 Z축은 10배로 확장하였다. 깊이에 따른 색상 매핑(color mapping) 스펙트럼을 분석한 결과, 유로 전반에 걸쳐 비교적 균일한 깊이 분포를 보였다. Fig. 7(a)의 바닥면을 10배 확대한 이미지인 Fig. 7(b)를 보면 미세 굴곡이 관찰되는데 이는 전기화학적 용출 과정에서 발생하는 가스 버블 및 이온 농도의 국부적 불균일성에 기인한 것으로 추정된다. 그러나 이 편차는 전체 가공 깊이 대비 약 3% 이내 수준으로, 본 연구의 범위에서 형상 정밀도를 만족하는 수준으로 평가된다. 이러한 결과를 통해 마스킹 기반 전기화학 가공의 유로 패턴 구현 가능성을 확인하였다.

5. 결 론

본 연구에서는 저비용 폴리에스터 테이프 마스킹을 적용한 전기화학 가공(ECM) 공정을 통해 STS304 소재 연료전지 분리판의

미세 유로 가공 특성을 분석하고 최적의 공정 조건을 도출하였다. 다구찌 기법 기반의 분산 분석 결과, 가공 성능 지표(MPI)에 대한 전류 밀도와 가공 시간의 기여도 합산치가 90%로 산출되었다. 이러한 결과는 인가 전하량과 용출 질량의 비례 관계를 다루는 패러데이 법칙 등 기존 전기화학적 이론에 부합하지만, 실험 조건이 유의미한 가공이 되는 범위 내에서 설정되었다는 점도 함께 반영된 결과로 해석된다. 소규모 실험 데이터 환경에서 GPR 모델을 구축하여 미탐색 영역에 대한 가상 탐색을 수행한 결과, 도출한 최적 공정 조건의 실제 실험값이 모델의 예측 수치와 오차 범위 내에서 일치함을 확인하였다. 3차원 표면 형상 측정 결과, U자형 단면 시편에서 본 연구의 목표 수준인 약 200 μm 수준의 비교적 균일한 깊이 분포가 나타났다. 본 연구에서 제안한 마스킹 기반 ECM 공정이 적절한 조건에서 연료전지 분리판 유로 수준의 가공이 가능함을 확인하였으며, Taguchi DOE와 GPR 모델을 통해 최적 공정 조건

도출 가능성을 제시하였다. 다만, 본 연구에서 제안한 마스킹 ECM 공정에는 정밀도 측면에서 다음과 같은 한계가 존재한다. 표면 조도(surface roughness)의 경우 별도의 측정을 통한 평가는 가능하나, 본 연구에서는 유로 형상 가공이 중심이므로 표면 조도의 정량적 분석은 연구의 범위를 벗어난다. 측벽 경사(taper angle)의 경우 음극 전극을 일정 극간 거리에 고정한 비침투형 구성을 채택함에 따라 가공 진행 중 거리가 증가할수록 전해 용출률이 점진적으로 감소하여 측벽에 일정 수준의 경사가 형성되는 것으로, 이는 공정 구성에서 구조적으로 수반되는 결과에 해당한다. 측벽 경사의 제어는 후속 연구의 범주로 남긴다.

후 기

This study was supported by research fund from Chosun University (2022).

References

[1] Leng, Y., Ming, P., Yang, D., Zhang, C., 2020, Stainless Steel Bipolar Plates for Proton Exchange Membrane Fuel Cells: Materials, Flow Channel Design and Forming Processes, J. Power Sources, 451 227783, https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.227783.

[2] Jeon, Y. P., Jin, C. K., Kang, C. G., 2016, Improving Channel Depth of Stainless Steel Bipolar Plate in Fuel Cell Using Process Parameters of Stamping, Int. J. Adv. Manuf. Technol., 87 1677-1684, https://doi.org/10.1007/s00170-016-8606-4.

[3] Huang, P, Chen, Z., Zhang, J., Wu, M., Liu, Y., Zhang, F., Chen, Y., Chen, X., 2022, Stainless Steel Bipolar Plate Fuel Cell with Different Flow Field Structures Prepared by Laser Additive Manufacturing, Int. J. Heat Mass Transf., 183:B 122186, https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2021.122186.

[4] Rajurkar, K. P., Zhu, D., McGeough, J. A., Kozak, J., De Silva, A., 1999, New Developments in Electro-Chemical Machining, CIRP Annals-Manufacturing Technology, 48:2 567-579, https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)63235-1.

[5] Bhattacharyya, B., Munda, J., 2003, Experimental Investigation on the Influence of Electrochemical Machining Parameters on Machining Rate and Accuracy in Micromachining Domain, Int. J. Mach. Tools Manuf., 43:13 1301-1310, https://doi.org/10.1016/S0890-6955(03)00161-5.

[6] Ghoshal, B., Bhattacharyya, B., 2015, Investigation on Profile of Micro Channel Generated by Electrochemical Micro Machining, J. Mater. Process. Technol., 222 410-421, https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2015.03.025.

[7] Datta, M., Landolt, D., 2000, Fundamental Aspects and Applications of Electrochemical Microfabrication, Electrochim. Acta, 45:15-16 2535-2558, https://doi.org/10.1016/S0013-4686(00)00350-9.

[8] McCrabb, H., Lozano-Morales, A., Snyder, S., Gebhart, L., Taylor, E. J., 2009, Through Mask Electrochemical Machining, ECS Trans., 19:26 19-33, https://doi.org/10.1149/1.3247988.

[9] Tsai, T. H., Lin, M. Y., Huang, W. L., 2021, The Optimization of Parameters Using Taguchi-Method in Through-Mask Electrochemical Machining, Sādhanā, 46 78, https://doi.org/10.1007/s12046-021-01606-3.

[10] Ross, P. J., 1996, Taguchi Techniques for Quality Engineering, McGraw-Hill, New York.

[11] Rasmussen, C. E., Williams, C. K. I., 2006, Gaussian Processes for Machine Learning, MIT press, Cambridge.

[12] Lohrengel, M. M., Rosenkranz, C., 2005, Microelectrochemical Surface and Product Investigations During Electrochemical Machining(ECM) in NaNO3, Corros. Sci., 47:3 785-794, https://doi.org/10.1016/j.corsci.2004.07.023.

[13] Vapnik, V. N., 1998, Statistical Learning Theory, Wiley, New York.

[14] Breiman, L., 2001, Random forests, Machine Learning, 45 5-32, https://doi.org/10.1023/A:1010933404324.

[15] Arlot, S., Celisse, A., 2010, A Survey of Cross-Validation Procedures for Model Selection, Statist. Surv., 4 40-79,

https://doi.org/10.1214/09-SS054.
[16] Stein, M. L., 1999, Interpolation of Spatial Data:Some Theory for kriging, Springer, New York.
[17] McGeough, J. A., 1974, Principles of Electrochemical Machining, Chapman and Hall, London.

DanWoo Kim
M.Sc. Student in the Department of Mechanical Engineering at Chosun University.
His research interests include the autonomous manufacturing of electrochemical machining processes.
E-mail: eksdn112@chosun.kr

SeongUng Kwak
Ph.D. Student in the Department of Mechanical Engineering at Chosun University.
His research interests include the autonomous manufacturing of electrochemical polishing processes.
E-mail: cocb23@chosun.kr

TaeHyun Yun
B.Sc. Student in the Department of Mechanical Engineering at Chosun University.
His research interests include structural design and analysis, and machining processes.
E-mail: djgamza11@gmail.com

JeongWoo Park
Professor in the School of Mechanical Engineering at Chosun University.
His research interests include ultra-precision machining, micro-nano fabrication, and non-traditional machining and system.
E-mail: jwoopark@chosun.ac.kr