



Machine Learning을 이용한 LCD 3D프린터 공정조건 추천시스템 개발

성시현^a, 이성범^{b*}, 김현수^{c*}, 김현철^{d*}

Development of an LCD 3D Printer Process Parameter Recommendation System by Machine Learning

Siheon Seong^a, Seongbeom Lee^{b*}, Hyunsoo Kim^{c*}, Hyunchul Kim^{d*}^a Department of Mechanical Engineering, Inje University^b Department of Electronic, Telecommunications, Mechanical and Automotive Engineering, High Safety Vehicle Core Technology Research Center, Inje University^c Department of Mechanical Engineering, Ulsan College^d Department of Future Automotive Engineering, Kongju National University

ARTICLE INFO

Article history:

Received	1	February	2023
Revised	15	February	2023
Accepted	22	March	2023

Keywords:

Machine learning
LCD 3D printer
Process parameter
Gaussian linear regression

ABSTRACT

With the development of the fourth industry, production methods using 3D printers are increasingly being used to compensate for the limitations of mold processing. Under the existing mold method, the production time is slow and no fixed production process exists. These result in low product reliability and expensive equipment, making the existing mold method inefficient and limited in use. This study develops a liquid crystal display(LCD) 3D printer process parameter recommendation system that can solve the unspecified production processes. To indicate the stacking height and direction, the system is divided into X and Y axes, respectively, and each axis is raised from 0° to 90° in increments of 5° to test samples. After manufacture, a hardness test is performed, and the output accuracy and precision are measured. Using a Gaussian regression, we implement the system to recommend grade results from 1 to 9 to workers and verify performance.

1. 서론

1.1 LCD 3D프린터 출력

최근 4차 산업이 발달하면서 다양한 소재와 복잡한 형상, 단종 주기 단축 등으로 금형가공의 한계를 보완하기 위한 대체 기술로

3D프린터를 이용한 적층 가공 생산방식이 주목받고 있다^[1]. 하지만 기존 제작 시간 및 여러 효율성을 충족하지 못해 발전이 느린 상태이다. 또한, 정해진 공정 및 지침이 부족하여 작업자는 제작 시간 전적으로 경험에 의존하며 출력 시간 단축에 목적을 두는 문제로 정밀도, 적층 각도에 따라 적층 무늬가 달라지며 이러한 결과

* These authors contributed equally to this work.

^{b*} Corresponding author. Tel.: +82-55-320-3667

E-mail address: mechlsb@inje.ac.kr (Seongbeom Lee).

^{c*} Corresponding author. Tel.: +82-52-279-3122

E-mail address: hskim3@uc.ac.kr (Hyunsoo Kim).

^{d*} Corresponding author. Tel.: +82-41-521-9273

E-mail address: khc@kongju.ac.kr (Hyunchul Kim).

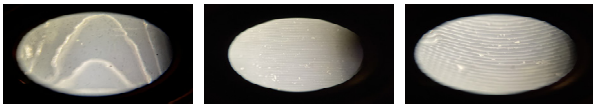


Fig. 1 Shape and stack patterns according to some angles

에 따른 인장강도 등 제품 신뢰성이 떨어지는 문제가 있다. 본 연구에서는 다양한 3D프린터 출력방식 중 높은 UV(ultraviolet ray) 광에 반응하여 액체가 경화돼 출력하는 LCD 3D프린터를 제작하였다^[2,3]. LCD(liquid crystal display)와 LED(light emitting diode)를 이용해 한 면을 경화하는 방식으로 전체 형상을 단면화(슬라이스)하여 층층이(layer by layer) 쌓는 면 경화 방식으로 빠른 출력이 가능하며, 제약 없이 다양한 레진을 사용하여 범용성이 넓은 장점이 있다.

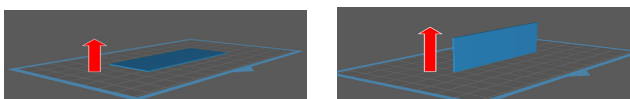
하지만, LCD 3D프린터는 출력 각도 등 공정변수에 따라 제품 표면의 적층 무늬, 정밀도 및 강도 등이 달라지는 문제가 있다^[4]. 2차원에 가까운 단면을 가진 plate와 같은 형상은 적층 각도가 0°일 때 표면이 매끈하고 정밀해졌지만, 각도가 증가할수록 표면 정밀도는 떨어지다 높아지는 현상을 보였으며 3차원 형상의 경우 축과 각도에 따라 90°에 가까워질수록 표면 정밀도가 좋아지는 것을 확인하여 추가적인 실험 결과 비선형적 거동을 보였다.

따라서 본 연구에서는 적층 높이와 방향에 따라 X축과 Y축을 0°에서 90°까지 5°씩 각도를 상승하며 시편 제작 후 인장 실험, 경도 실험, 출력 정확도, 표면 정밀도를 측정하여 얻은 데이터를 학습하고 출력 결과를 예측하여 공정 조건을 추천하는 시스템을 개발하였다.

2. 전처리 데이터

2.1 X축과 Y축 설정

3차원 제품 축을 정하는 방법에 어려움이 있었다. 일반적으로 바닥과 닿는 면이 제품의 바닥이 되어 축의 기준을 잡기 때문에 쉽게 알 수 있지만, 기어, 나사같이 원형의 형상들로 기준 축이 없는 경우는 3차원 상의 X, Y축을 표현하는 데 어려움이 있어 적층 방식으로 제조되는 3D프린터의 특성을 고려하여 적층 높이에 따라 짧은 방향은 X축 긴 방향은 Y축으로 설정하였다.



(a) X geometry (b) Y geometry

Fig. 2 Stacking in the X, Y-axis direction

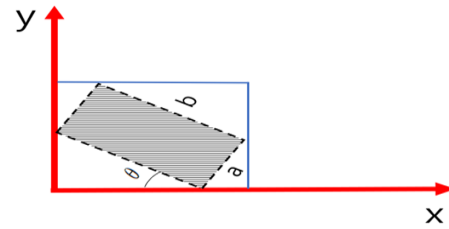


Fig. 3 Formula for width : a height : b

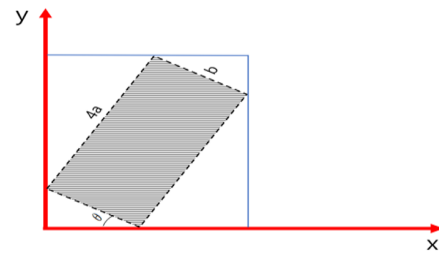


Fig. 4 Formula for width : 4a height : b

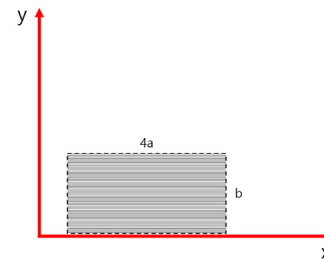


Fig. 5 Formula for width : 4a height : b

2.2 소요 시간 수식 유도

LCD 3D프린터는 단면화된 한 면의 이미지를 LCD에 투영하여 형상 단면을 경화하는 방식으로 한 면의 넓이는 출력소요 시간에 관여하지 않기 때문에 총 높이 값만이 출력 시간에 영향을 미쳐 세 가지 요인을 고려할 수 있다.

Fig. 5와 같이 초기 형상의 가로길이 a, 높이 b이며 임의의 각도를 θ 인 물체가 Fig. 3처럼 θ 와 같이 높이가 상승할수록 슬라이스 이미지 수가 많아져 출력 시간이 증가하므로 수식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{Height}(h) = a \sin\theta + b \sin(90 - \theta) \quad (1)$$

한편 Fig. 3처럼 형상의 한쪽 길이가 다른 한쪽의 길이보다 긴 경우 시간은 증가한다. 형상의 가로 a의 길이가 임의의 값 4a가 됐을 때 수식 (2)와 같이 각도 증가와 상관없이 임의의 θ° 값이 90°의 높이보다 전체 높이가 길어져 출력 시간은 증가한다.

$$\text{Height}(h) = 4a \sin\theta + b \sin(90 - \theta) \quad (2)$$

$$\text{Height}(h) = b \text{ or } 4a \quad (3)$$

0°, 90°의 경우 높이는 세로 값인 b 혹은 $4a$ 인 것을 알 수 있다. 입력 각도가 0° 초과 90° 미만 사이 각도의 입력값은 수식 (1) 적용하며 0°와 90°는 수식 (3) 적용하도록 프로그래밍하였다. 추천시스템은 초기 형상의 가로, 높이 치수와 원하는 각도를 입력하게 되면 입력된 각도의 가로, 높이 치수에 따른 최종 높이를 계산할 수 있도록 알고리즘을 작성하여 편리성을 높여주었다.

단면 이미지 파일 개수는 전체 높이를 layer 높이만큼 나누어 준 이미지이므로 layer 높이에 따른 최종 형상의 높이를 수식 (4)와 같이 계산할 수 있다.

$$\frac{b}{\text{Layer Height}} [\text{mm}] \quad (4)$$

2.3 소요 시간 계산과 변수

최종 출력소요 시간에 미치는 변수로 이미지 파일 수와 모터 RPM과 연관이 있다. Layer 한 장의 높이를 입력했을 때 layer의 높이에서 일정 높이까지 building platform이 상승하며 이후 평탄화 작업을 거쳐 다시 layer 높이만큼 상승한 높이에서 작업을 진행하므로 layer 높이, 평탄화 작업 진행 및 모터의 상승, 하강 시간이 포함되며 상기 공정시간을 이미지 전체 장수에 포함했을 때의 결과가 소요 시간이 된다. 또 다른 출력 시간 변수는 layer 높이와 LED 조사 시간으로 수식 (5)와 같이 layer 높이가 정밀해질수록 단면의 높이가 낮아지고 이미지 단면 수는 증가하게 되어 출력 시간은 증가한다.

$$\frac{\text{Height of output shape } (x)}{\text{Layer height of output shape}} [\text{mm}] \times \text{Time } n(\text{sec}) \quad (5)$$

이외의 변수로 희생 층 생성 개수와 경화시간이 있으며, LED 펄스 값을 계산하는 Time_led와 총 모터의 움직임 시간인 Time_up과 down을 합한 시간으로 수식 (6)과 같다.

$$\text{One process time} = \text{Led} + \text{Motor} + \text{Wait} \quad (6)$$

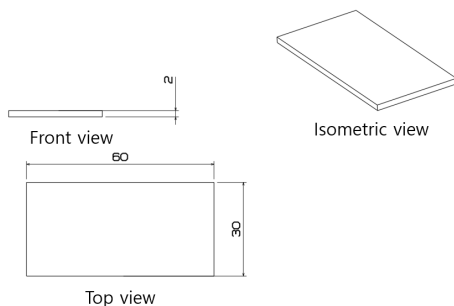


Fig. 6 Specification of specimen

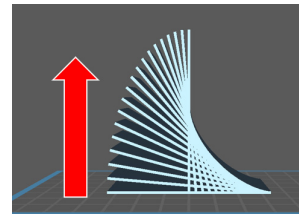


Fig. 7 X-axis direction specimen output

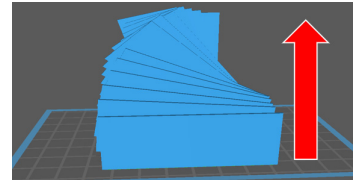


Fig. 8 Y-axis direction specimen output

최종적으로 입력한 해당 각도의 형상 전체 높이, 이미지 파일 개수, 출력소요 시간을 계산하여 작업자가 쉽게 결과를 확인할 수 있다.

3. 실험

3.1 X축과 Y축 출력 설정

Fig. 6 시편을 0°서 5°씩 각도를 상승하며 90°까지 총 3번 시편을 출력한다. 다른 3D프린터와 다르게 LCD 3D프린터는 출력 방향과 각도 설정이 자유로워 0°에서 90° 사이의 모든 각도를 제한 없이 출력할 수 있으며^[4] 이러한 LCD 3D프린터의 특징을 통해 적층 각도에 따른 실험 데이터를 확보하였다.

3.2 은닉층 데이터 확보 실험

경도 실험은 shore D indenter를 사용하여 양 끝 10 mm 지점과 가운데 30 mm 지점의 shore D 경도를 측정하여 3점의 경도 값을 평균값으로 하였으며 측정 결과 모두 extra hard (65~75 [shD]) 값 이내로 동일 범위 내에 결과로 측정되었다. 시편의 강도를 고려하여 유연하고 부드러운 제품은 flexible resin 사용을 권하며 높은 강도를 요구하는 경우 hard tough resin을 사용하여 강도를 높이는 방법이 각도 차이와 경화시간을 증가하는 방법보다 더 효율적이며, 등급을 나누는 작업이 불필요하다고 판단되어 machine learning 데이터에서는 제외하였다.

기존 연구를 통해 적층 방향에 따라 인장강도가 달라지는 것을 확인하여^[4] 제품의 사용 용도와 힘의 작용 방향을 고려한 출력 방향 설정이 필요하여 응력과 변형률을 측정하였다. 같은 조건의 시편을 제작하더라도 X축 0° 1차, Y축 15° 3차 실험 결과가 가장 높게 나왔으며 X축 10° 3차, Y축 90° 2차 실험 결과가 가장 낮게 측정되는 등 모든 실험값이 비규칙적인 분포를 나타낸다. 또



Fig. 9 Hardness experiment



Fig. 10 Tensile experiment

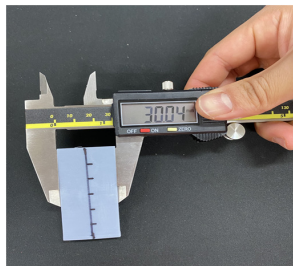


Fig. 11 Dimensional precision

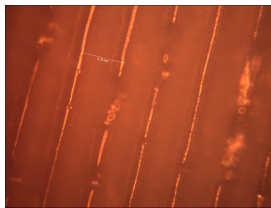


Fig. 12 Part of the Y-axis measurement results

한, 단면적에 따라 응력 값도 달라지고 면적 또한 고유의 값이 아닌 형상에 따라 달라지며, 액체 수지 종류에 따라 강도는 달라지므로 항상 일정하지 않다. 하지만 제품의 형상 및 면적, 소재가 바뀌어도 적층 방향 및 각도에 따른 고유 물성 순위는 변하지 않는다.

치수 정확도 측정 실험은 버니어 캘리퍼스를 사용하여 가로, 세로, 높이 측정을 통해 각 시편의 치수가 모두 일치하지 않는 것을 확인하였으며 54개의 시편 중 X축은 2개의 시편 결과만이 높이가 2.5 mm를 넘는 결과가 측정되었지만, Y축은 29개가 측정되었으며 가로, 세로는 전체적으로 비슷한 범위 내에 속하는 것을 알 수 있었다.

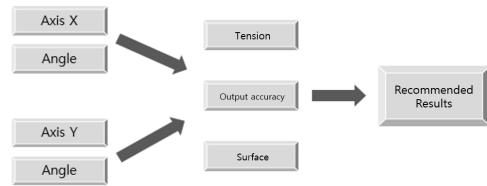


Fig. 13 Application system configuration diagram

표면 정밀도는 시편 표면을 관찰했을 때 같은 각도의 모든 Y축 시편의 layer 간격은 0.1 mm로 측정되었지만, X축은 동일 각도의 layer 간격은 같지만, 각도에 따라 layer 간격이 넓게 나온 값과 좁게 나온 값은 확연하게 차이가 있었다. 5°~20°까지 layer는 간격이 넓게 측정되었고 25°~65°의 표면 layer는 0.1 mm 값으로 가까워지고 있으며 70° 이상 시편은 0.1 mm이므로 입력값에 수렴하여 각도가 높아질수록 layer 간격이 좁아져 표면 정밀도는 높아지는 것을 확인할 수 있었다.

4. 추천시스템 개발

4.1 Machine learning과 시스템 구성

Machine learning은 인공지능의 한 분야로 컴퓨터에 데이터를 입력하여 학습함으로써 새로운 지식을 얻을 수 있도록 하는 기술로^[5] 다양한 인공지능 방법 중에서 Gaussian process regression (이하 GP)을 사용하였다. GP는 random process의 한 방법으로 다변량 정규분포의 확률변수는 모두 정규분포를 이루며 무수한 차원으로 확장한 개념이다^[6,7].

입력 데이터 X는 무한하여 모든 입력 데이터를 고려할 수 없어 관측한 데이터 일부만 고려하여 X의 부분집합으로 입력하였다.

Input 값은 형상을 출력하기 위한 기본값으로 축 X, Y값과 각도를 입력하며 input 값을 바탕으로 은닉층 데이터를 사용하여 모델에 학습시켜 최종 output은 입력된 값들의 결과로 등급을 제시하도록 추천시스템을 개발하였다.

은닉층 실험 결과에 구간을 지정해 CSV 확장자로 저장하고 CSV를 읽을 수 있는 Pandas 라이브러리를 선언하여 시스템에서 표 제작 및 데이터값을 읽을 수 있도록 하였다.

sklearn(사이킷런)은 다양한 machine learning 방법 중 가우시안 선형회귀를 진행할 수 있도록 뉴런 네트워크 구성 및 은닉층을 생성하도록 선언하며, 'class grader(object):'함수를 선언하여 각 실험 결과 숫자들을 등급화한다. Class method는 상위 클래스에서 정의된 클래스 변수를 하위 클래스에 선언할 수 있도록 했으며 구간의 범위를 입력하여 프로그램 구간에 해당하는 최소, 최대 결과를 등급화하여 표시하도록 하였다. 이때 Def 함수를 사용하여 input을 받아 특정 구간을 수행하여 output을 반환 후 재사용이

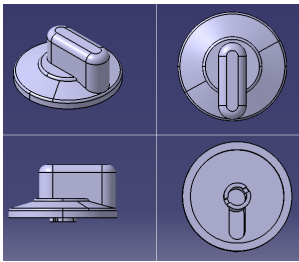


Fig. 14 Product geometry

```

Please decide the direction of the output first. : X
-----
Enter full height calculations (horizontal, height [Unit : mm], angle) : 41,22,0
Layer Height of one sheet [(Unit:mm): 0.1
Layer The curing time of a sheet [(Unit:s): 7
-----
X Axial Direction, Angle 0° The Slice Value.
-----
Overall height of feature: 22mm
Number of image files: 220count
Output Time: about 1h 21m 2s (Error: ± 10m ~ 20m)
-----
X axial direction, angle 0° Predicted value.
    
```

Fig. 15 Application results

Please decide the direction(X/Y) : X					
Please decide the angle : 0					
	Tension	Width error	Length error	Height error	Surface
	0	5	4	3	2

Fig. 16 Rating results

가능한 코드 블록을 사용하며 등급 결과를 나타낼 수 있도록 하였다[8,9].

4.2 프로그램 테스트

3D프린터의 장점을 살려 단종 부품 출력 및 추천시스템의 실효성을 증명하였다. 출력물은 편을 편리하게 돌릴 수 있도록 도와주는 손잡이로 강도, 가로 및 세로 치수, 표면 정밀도, 높이로 우선순위를 정하였다. 제품의 특성상 반복된 토크로 인한 홀 부분의 피로 수명을 고려하여 강도를 우선순위로 설정하였으며 가로와 세로 41 mm, 높이 22 mm로 출력 오차를

Table 1 Output measurement result

	Output result	
	Prediction	Measurement
Width	41 mm	41.08 mm
Errors and ratings	4 Rate	0.2%, 4 Rate
Length	41 mm	40.88 mm
Errors and ratings	3 Rate	0.29%, 3 Rate
Height	22 mm	22.98 mm
Errors and ratings	2 Rate	3.45%, 1 Rate
Surface precision	0.1 mm, 2 Rate	0.1 mm, 2 Rate

고려해야 한다. 반면 표면 정밀도는 제품의 미적 고려 요소에서 큰 역할을 하지 않으며 높이는 편이 길이보다 길면 상관없이 고려 대상이 되지 않는다.

7초의 경화시간, layer 높이 0.1 mm를 기본값으로 설정하였을 때 Fig. 15 추천시스템에서 예측한 전처리 결과로 형상 출력 높이, 전체 이미지 수, 시간을 알 수 있다. Fig. 16은 추천시스템에서 예측한 등급 결과이며 작업자는 이러한 결과를 통해 최종적으로 공정계획을 설정할 수 있다.

시스템의 출력 시간 오차는 약 1분의 차이를 보였지만 전체 출력 시간을 고려했을 때 미미한 시간으로 고려하지 않아도 된다. 하지만 높이는 1등급 차이가 발생했으며 이러한 원인은 높이 값 데이터 범위가 넓어 발생한 원인으로 실험 표본을 추가하여 데이터를 늘려 정확도를 높일 수 있다. 초기 공정계획의 등급 순서에 맞게 우선시 한 등급 결과를 알 수 있으며 높이를 제외한 모든 데이터 등급들은 일치하는 것을 확인했다. 또한, 출력물을 편에 결합했을 때 기존 제품처럼 사용할 수 있었다. 따라서 본 추천시스템은 3D프린터의 공정 순서 및 등급을 예측할 수 있는데 충분한 것을 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 시스템을 통해 출력물에 대한 우선순위에 따른 공정 조건을 정하여 출력할 수 있다. 향후 다양한 3D프린터 장비를 이용한 실험을 통해 많은 데이터를 확보해 추천시스템 정확도를 높일 수 있고, 알고리즘 수정으로 작업자가 치수와 공정변수를 입력하게 되면 역으로 우선순위를 추천하도록 수정할 수 있다. 본 추천시스템을 통해 CNC와 같은 공정계획을 정할 수 있으며, 이러한 수준의 기술 발전을 통해 3D프린터 사용이 더욱 활성화될 수 있기를 기대한다.

후기

이 논문은 2022년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업 (NRF-2021R111A3048752) 과 2021~2022년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 지자체-대학 협력 기반 지역혁신 사업의 결과입니다. (2021RIS-003, 2021RIS-004) 또한, 본 연구는 2020년도 교육부의 재원으로 한국기초과학지원연구원 국가연구시설장비진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구입니다. (2020R1A6C101A187)

References

[1] Choi, B. J., Yang, J. Y., Lee, M. G., Jeon, Y. H., 2021, Defect

- Analysis of Metal 3D Printing Process, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 30:1 92-98, <https://doi.org/10.7735/ksmte.2021.30.1.92>.
- [2] Shin, G. S., Kweon, H. K., Kang, Y. G., 2017, The Influence of Experiment Variables on DLP 3D Printing using ART Resin, J. Korean Soc. Manuf. Proc. Eng., 16:6 101-108, <https://doi.org/10.14775/ksmpe.2017.16.6.101>.
- [3] Jo, K. H., Lee, S. H., Jang, H. S., Ha, Y. M., 2015, Development of High-Performance, Low-Cost 3D Printer Using LCD and UV-LED, J. Korean Soc. Precis. Eng., 32:10 917-923, <http://doi.org/10.7736/KSPE.2015.32.10.917>.
- [4] Park, C., Kim, M. H., Hong, S. M., Go, J. S., Shin, B. S., 2015, A Study on the Comparison Mechanical Properties of 3D Printing Prototypes with Laminating Direction, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 24:3 334-341, <http://doi.org/10.7735/ksmte.2015.24.3.334>.
- [5] Jung, S. J., Hur, J. W., 2020, Deep Learning Approaches to RUL Prediction of Lithium-ion Batteries, J. Korean Soc. Manuf. Proc. Eng., 19:12 21-27, <https://doi.org/10.14775/ksmpe.2020.19.12.021>.
- [6] Choi, H., Kim, T. K., Heo, G. R., Choi, S. D., Hur, J. W., 2019, Study of Fuel Pump Failure Prognostic Based on Machine Learning using Artificial Neural Network, J. Korean Soc. Manuf. Proc. Eng., 18:9 52-57, <https://doi.org/10.14775/ksmpe.2019.18.9.052>.
- [7] Rasmussen, C. E., Williams, C. K. I., 2006, Gaussian Processes for Machine Learning, The MIT Press, U.S.A. <https://doi.org/10.7551/mitpress/3206.001.0001>.
- [8] Meng, L., Mcwilliams, B., Jarosinski, W., Park, H. Y., Jung, Y. G., Lee, J. U., Zhang, J., 2020, Machine Learning in Additive Manufacturing: A Review, J. Miner. Met. Mater. Soc., 72:6 2364-2375, <https://doi.org/10.1007/s11837-020-04155-y>.
- [9] Koo, M. H., Park, E. Y., Jeong, J. A., Lee, H. M., Kim, H. G., Kwon,

M. J., Kim, Y. S., Nam, S. W., Ko, J. Y., Choi, J. H., Kim, D. G., Jo, S. B., 2013, Applications of Gaussian Process Regression to Groundwater Quality Data, J. Soil Groundw. Environ., 21:6 67-79, <https://doi.org/10.7857/JSGE.2016.21.6.067>.



Siheon Seong

Ma. D. Candidate in the School of Mechanical Engineering, Inje University. His research interest is Mechanical Engineering.
E-mail: ssh831@oasis.inje.ac.kr



Seongbeom Lee

Professor in the Department of Electronic, Telecommunications, Mechanical and Automotive Engineering, Inje University. His research interest is Structure Analysis.
E-mail: mechlsb@inje.ac.kr



Hyunsoo Kim

Professor in the Department of Mechanical Engineering, Ulsan College. His research interest is 3D Printing and Smart Manufacturing.
E-Mail: hskim3@uc.ac.kr



Hyunchul Kim

Professor in the Department of Future Automotive Engineering, Kongju National University. His research interest is CAD/CAM and Precision Machining.
E-mail: khc@kongju.ac.kr