

초분광 광학가시화 기술을 활용한 인공지능 산소온도 측정기술 개발

이정훈^{*,1} · 김보라^{**1} · 이승훈^{***1} · 김준식^{****1} · 윤민^{*****1} · 조경래[†]

Development of AI oxygen temperature measurement technology using hyperspectral optical visualization technology

Jeong Hun Lee^{*,1}, Bo Ra Kim^{**1}, Seung Hun Lee^{***1}, Joon Sik Kim^{****1},
Min Yoon^{*****1} and Gyeong Rae Cho[†]

Abstract This research developed a measurement technique that can measure the oxygen temperature inside a high temperature furnace. Instead of measuring only changes in frequency components within a small range used in the existing variable laser absorption spectroscopy, laser spectroscopy technology was used to spread out wavelength of the light source passing through the gas Based on a total of 20,000 image data, research was conducted to predict the temperature of a high-temperature furnace using CNN with black and white images in the form of spectral bands by temperature of 25 to 800 degrees. The optimal model was found through Hyper parameter optimization, R2 score is 0.89, and the accuracy of the test data is 88.73%. Based on this research, it is expected that concentration measurement and air-fuel ratio control technology can be applied.

Key Words : Tunable Laser Absorption Spectroscopy(가변 다이오드 레이저 흡수 분광법), Hyperspectral Imaging(초분광 기술), High-Temperature furnace experiment (고온로 실험), Deep learning(심층학습), CNN(합성곱 신경망)

1 서론

급격한 산업의 발전과 물류 증가의 영향으로 온실가스 배출량 증가로 인한 환경오염 문제가 이슈화되고 있다.⁽¹⁾ 이를 위해 국제 사회는 유엔 기후변화협약(United Nations Framework Convention on Climate Change, UNFCCC)을 기반으로 협정 참가국들은 2030년까지 지구의 온도 상승을 1.5°C 이내로 제한하기 위한 감축목표를 지키기 위하여 온실가스 배출에 관한 강력한 규제를 실시하고 있다.

[†] Busan Industry-University Convergence Agency,
Busan 46744, Korea, Doctor of Engineering
E-mail: v_pascal@daum.net

¹ Division of Mechanical Engineering, Korea
Maritime and Ocean University, Busan 49112,
Korea

* Master's Degree Researcher

** Ph.D. Student

*** Master's Student

**** Undergraduate Student

***** Professor

감축목표를 지키기 위해 산업계 전체가 친환경 기술개발, 온실가스의 명확한 계측 방법, 온실가스 감축 기술개발 등에 대한 노력이 이뤄지고 있다. 이에 따라, 다양한 가스 종을 측정할 수 있는 계측 기술개발의 필요성이 증가하고 있다.

가스 계측 기술은 접촉식 방법과 비접촉식 방법이 있으며 본 연구에서는 정확도가 낮고 실시간 계측이 힘든 접촉식 방법이 아닌 가스 분자가 가지는 고유 파장의 광 흡수율을 측정하는 가변 다이오드 레이저 흡수 분광법(Tunable Diode Laser Absorption Spectroscopy, TDLAS)⁽²⁾을 기반으로 연구를 진행하였다.

TDLAS 기술을 활용하는 연구는 다양하게 진행되어져 왔는데 Y.Deguchi 등⁽³⁾의 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography, CT)을 기반으로 한 여러가지 레이저 광원을 이용한 배기가스의 2D 온도 분포 측정연구, Yoon 등⁽⁴⁾의 CT-TDLAS를 이용한 3차원 분포 측정연구 등 TDLAS를 기반으로 한 Chang Liu 등⁽⁵⁾의 레이저 빔 배열 조절을 통한 가스 계측 실험, Lei Dong 등⁽⁶⁾의 cascade 레이저를 활용한 실험, S Wagner 등⁽⁷⁾의 아세틸렌 농도실험 등이 있다.

공업로 내부 상태진단에 산소 온도, 농도를 사용하여 진행하여 왔으며,본 연구에서는 기존 TDLAS기법에서 사용하는 좁은 범위내의 몇몇 주파수 성분의 변화만을 가지고 계측하는 방법이 아닌⁽⁸⁾ 대상 기체를 통과한 광원의 파장을 잘게 쪼개어 분광 시키는 레이저 분광 기술을 이용하여 넓은 범위의 파장에 대한 고온로 내부의 산소 온도를 보다 정밀하게 측정할 수 있는 계측 기법을 개발하였다. 이를 위해, 기존의 TDLAS 연구들이 가지는 파형 분석방법과는 달리 가스를 통과한 레이저 파장을 스펙트럼 띠 형상으로 분광 된 실시간 영상데이터를 활용하여 인공지능 딥러닝(AI deep learning)을 사용해 내부 온도를 예측하는 연구를 수행하였다.

2. 이론적 배경

2.1 초분광 시스템

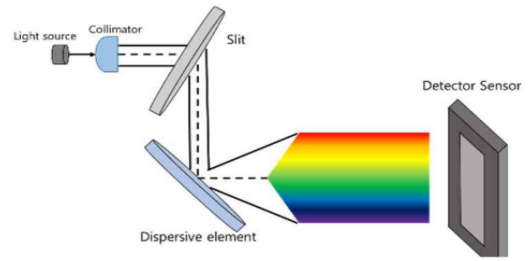


Fig. 1. Schematic of hyperspectral imaging system

초분광 시스템은 레이저에 들어오는 광원을 다양한 주파수 성분으로 분류하는 것으로 Fig. 1과 같이 스펙트럼 분산장치와 이미지 센서로 구성된다. 광원의 파장이 슬릿(slit)을 통해 특정 파장대역만 통과하게 조절하고 스펙트럼 분산장치로 들어가는 광원의 양을 조정한다. 분산 분광장치(grating)에 들어오는 광원을 초분광 단위로 분산시켜 이를 이미지 센서를 통해 영상으로 표현한다.⁽⁹⁾

정확한 계측을 위해 산소 분자의 특성이 반영된 주파수 영역 설정이 필요하며, 이는 Lambert-beer 법칙과 HITRAN database를 이용하여 결정한다.

2.2 측정 이론

2.2.1 Lambert Beer's Law

TDLAS는 다이오드 레이저가 기체를 통과할 때 기체의 흡수선과 파장의 세기를 측정하고 분석하여 온도, 농도 등을 계측하는 기술이다. 레이저가 기체를 투과할 때 입사광과 투과광의 비는 Lambert-Beer 법칙으로 설명할 수 있으며, 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.^(10,11)

$$\frac{I_i(\lambda)}{I_o(\lambda)} = \exp[-k(\lambda)L] \quad (1)$$

여기서 λ 는 파장, $I_i(\lambda)$ 는 입사광 강도, $I_o(\lambda)$ 는 투과광 강도, $k(\lambda)$ 는 흡수 계수, L 는 레이저 경로 길이이다.

흡수 계수와 길이를 곱한 값은 흡광도이며 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha(\lambda) = k(\lambda)L = S(T)X_gG(\lambda)PL \quad (2)$$

이때, $S(T)$ 는 특정 온도의 선강도, X_g 는 측정 기체의 몰분율, P 는 압력, $G(\lambda)$ 는 선폭 확장함수이다.

2.2.2 흡수선 파장 선정

특성 분자의 온도와 농도에 대하여, Lambert-Beer 법칙과, HITRAN absorption database⁽¹²⁾를 활용하여 주어진 주파수영역에 대한 흡수선 데이터를 획득할 수 있으며, Fig. 2는 주파수 200~1000nm, 상온, 대기압에서 산소의 흡수선 파장 대역을 나타낸다. 이중 흡수선 세기가 가장 강한 760nm 영역을 기준으로 실험을 진행하였다.

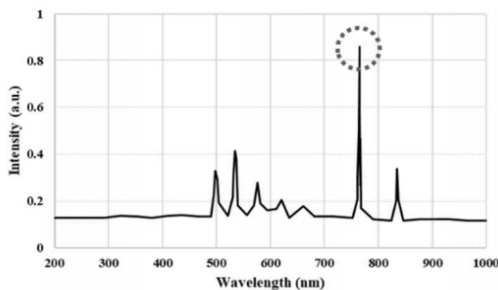


Fig. 2. The relative intensity of oxygen absorption spectra⁽¹²⁾

본 연구는 이와 같은 이론적 분석을 통하여 계측 주파수 영역을 설정하고, 실험장치를 구성하였다.

3. 실험장치 및 방법

3.1 실험 장치 구성

Fig. 3은 고온로 실험장치의 구성도이다. 광경로 길이 1,500mm 직경 100mm의 관으로 이루어져 있는 고온로와 분광 및 카메라 장치가 연결되어 있다. 데이터 수신부와 모니터 온도조절장치, 레이저 발생장치가 하나의 랙으로 구성되어 있으며, MFC(mass flow controller)를 이용하여 가스의 유량을 일정하게 제어할 수 있다.

3.2 고온로 온도 실험 방법

고온로 관 내부의 안정적인 산소 측정을 위해 레이저 광원은 758~764nm 파장 대역의 DM laser를 사용하였다. 레이저 광원은 시준기(collimator), 비구면 렌즈(aspherical lens)를 사용하여 광원을 크게 만든다. 관의 입구부와 출구부에 2개의 Short pass filter를 사용하여 800nm 이하의 파장만 통과하게 하며, 광원의 간섭을 최소화한다. 관 경로를 통과한 레이저 광원이 파장 스캐너

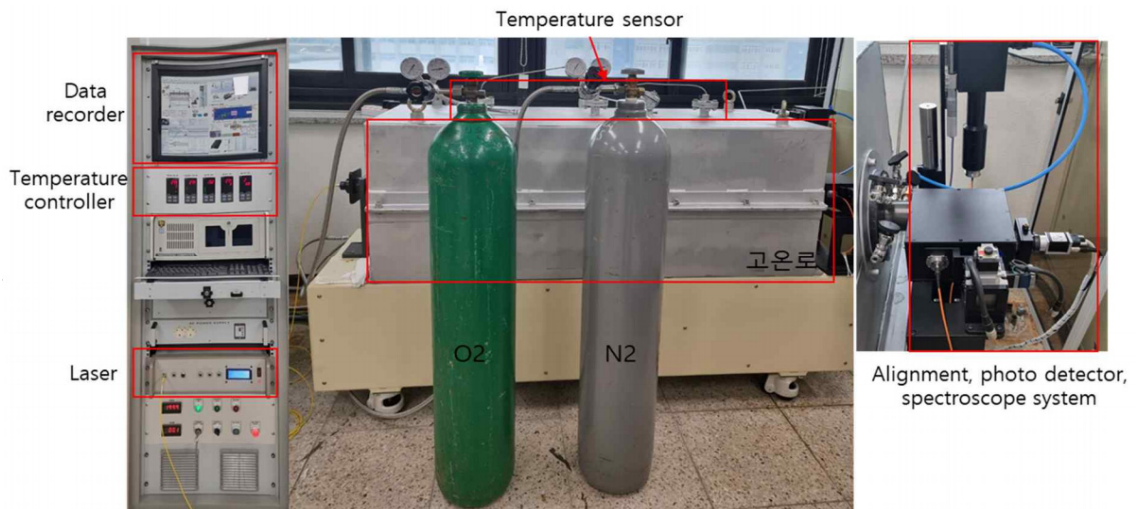


Fig. 3. Structure of experimental set-up

없는 광 검출기가 아닌 광섬유 코어로 구성된 소형의 수광부를 지나 영상 분광기로 전송된다. 분산 분광장치(grating)를 거쳐 750 nm 이상의 파장만 분산시켜 최종적으로 750~800nm의 파장 정보만을 획득하게 된다. 이를 교정(calibration) 작업을 거쳐 산소의 흡수선이 영상의 중앙에 정렬될 수 있도록 교정하고 실험을 진행한다.

공업로의 경우 설비의 진동과 고온의 열로 인한 광 경로의 뒤틀림 등으로 인한 변동 요인을 줄이고 광원의 안정성과 신뢰성을 확보하기 위하여 광 검출기의 위치를 제어하는 광원 정렬장치를 적용하였다.

온도 조절 장치를 800°C까지 설정하고 중간부의 온도계를 토대로 온도를 측정하였다. 온도 상승시의 영상데이터를 실험 1회에 2,000장의 BMP 파일로 저장할 수 있게 설정하고 실험을 진행하였다. 실험 장비 별 상세 제원은 Table 1과 같다.

Table 1. Specifications of experimental equipment

Equipment	Specifications	
Data recorder computer	company	-
	model	-
	detail	CPU: Intel i7-6700 Programming language: visual c
DM laser	company	Eblana Photonics
	model	EP760-DM
	detail	Laser diode watt: 3mW Operating temp: 0~50°C Wavelength: 760nm 2nm
Calibration Device	company	Newport Corporation
	model	6030
	detail	Clear aperture: ≥ Ø1.80nm Optical power: 300mW (max)
NIR CMOS camera	company	Basler
	model	acA1300-60gmNIR
	detail	Resolution : 1.3 MP Frame : 60fps Bit data : 12 bits
Temperature controller	company	Samwon
	model	ST580E
	detail	Power : 100 ~ 240 V/AC, 50 ~ 60 Hz, max 10 VA Operating temp : max 50 °C

Equipment	Specifications	
Mass flow controller	company	Alicat Scientific
	model	ST850E
	detail	Flow : 0.5 ~ 1,000 SLPM Response : 30ms Operating pressure : 11 bar
AI computer	company	-
	model	Custom order
	detail	CPU : Intel i9-10900x GPU : RTX 3090Ti-4way Programming language : python

4. 실험 결과 분석

4.1 합성곱 신경망

본 연구에서는 Fig. 4와 같이 약 25~800°C의 온도 범위에 대한 스펙트럼 띠 형태와 같은 연속적인 흑백 이미지 데이터를 획득하였으며, 원본 2448x2048의 데이터를 80x1460로 인공지능 학습에 필요한 부분만을 잘라 학습데이터로 활용하여 입력층 데이터로 사용하고, 출력층 데이터로 온도를 사용하였다. 영상에서 보이는 것처럼

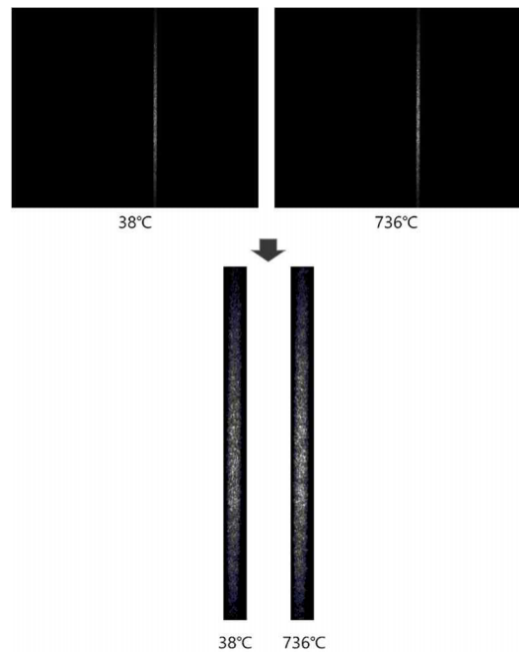


Fig. 4. Experiment temperature image

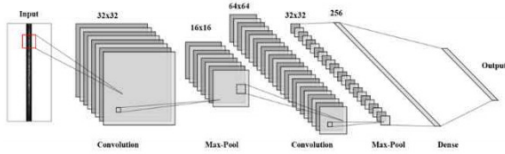


Fig. 5. Structure of CNN

온도가 높아지면서 영상내의 밝은 부분의 위치 및 강도가 달라짐을 알 수 있다. 이 데이터를 이미지 분석에 강점이 있는 Fig. 5과 같은 CNN 모델을 사용하였다.

총 10번의 실험으로 확보한 20,000개의 이미지 데이터를 8:2의 비율로 인공지능에 사용할 학습데이터 16,000개와 학습 후 비교할 테스트 데이터 4,000개로 나누고 다시 7:3의 비율로 학습데이터와 검증데이터를 나누어 학습을 진행하였다. 신경망의 layer와 parameter를 다양하게 변경하여 적절한 모델을 찾았으며 최종 모델은 1 epoch 당 약 14초 총 학습시간에 47분 정도가 소요되었으며, 프로그래밍 언어는 Python, GPU는 NVIDIA GeForce RTX 3090TI-4way를 사용하였다.

4.2 Hyper parameter optimization

4.2.1 Convolution layer 변경 예측 결과

초기 신경망을 구성할 때 second layer 128, dense layer 128, batch size 128로 고정하고 파라미터 변경을 통해 최적의 신경망을 구성하였다.

신경망에서 second layer convolution의 수를 변경한 학습모델의 예측 결과를 아래 Table 2와 같이 나타냈다. 모델에서 사용된 결과인 valid data의 정확도는 layer가 32일 경우 가장 높았지만 내부 학습망에 사용하지 않고 임의의 데이터로 비교하는 test data의 경우 layer가 64일 때 정확도가 높다는 것을 확인할 수 있었다. 실제 결과를 비교할 수 있는 test data의 정확도가 가장 높은 layer인 64를 선정하여 다음 학습을 진행하였다.

Table 2. Second layer optimization of train model

Model	CNN			
	59,828,522	119,639,370	239,261,065	478,504,458
Convolution layer	32	64	128	256
Learning average time (min)	30	47	60	94
Train data accuracy (%)	90.35	90.39	90.03	89.46
Valid data accuracy (%)	89.83	89.79	89.58	89.25
Test data accuracy (%)	88.40	88.73	88.55	88.35

4.2.2 Dense layer 변경 예측 결과

학습 결과가 가장 좋았던 second convolution layer를 64로 선정하고 dense layer를 변경하고 예측한 결과를 아래 Table 3과 같이 나타냈다. Dense layer는 앞선 layer에서 추출된 정보들을 하나의 layer로 모으고, 원하는 차원으로 축소시켜 표현하기 위한 layer로 이를 변경하여 적절한 모델을 선정하였다. dense layer가 256인 경우 테스트 데이터의 정확도가 가장 높다는 것을 확인할 수 있었다.

Table 3. Dense layer optimization of train model

Model	CNN				
	64				
Convolution layer	64				
Dense layer	64	128	256	512	1024
Learning average time (min)	40	44	44	47	57
Train data accuracy (%)	83.77	87.40	90.39	89.21	86.29
Valid data accuracy (%)	82.58	87.33	89.79	89.08	85.96
Test data accuracy (%)	81.35	86.40	88.73	88.20	85.03

4.2.3 Batch size 변경 예측 결과

학습 결과가 가장 좋았던 second convolution layer와 dense layer를 선정하고 batch size를 변경

하였을 때 예측한 결과를 아래 Table 4과 같이 나타냈다. Batch size가 커지면, 한번 학습할 때 많은 데이터로 학습하기 때문에 학습이 빠르고 수렴 속도가 빨라지나 과적합 할 위험이 있다. Batch size가 작으면, 데이터셋당 반복학습이 많아 학습 시간이 길어지고 수렴 속도가 느려진다. Batch size가 64인 경우 테스트 데이터의 정확도가 가장 높다는 것을 확인할 수 있었다.

Table 4. Batch size optimization of train model

Model	CNN			
Convolution layer	64			
Dense layer	256			
Batch size	16	32	64	128
Learning average time (min)	60	50	47	44
Train data accuracy (%)	84.56	87.77	90.39	87.47
Valid data accuracy (%)	83.98	87.48	89.79	87.60
Test data accuracy (%)	82.85	86.85	88.73	86.92

4.3 신경망 모델 평가

CNN 모델을 평가하기 위해서 결정계수(R2 Score)를 사용하였다. 이는 회귀 모델이 주어진 학습 자료에 얼마나 적합한지 평가하는 지표이다. 0~1 사이의 값을 가지며 1에 가까워질수록 높게 평가할 수 있다.

$$R^2_{score} = 1 - \frac{SSR}{SST} \quad (3)$$

식 (3)는 결정계수(R2 score) 식으로 아래의 식 (4)과 식 (5)을 이용하여 다음과 같이 나타낸다.

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (4)$$

식 (3)의 SST는 평균과 실제 값의 차이를 제

곱한 합, 식 (4)의 SSR은 모델의 예측 값이 \hat{y}_i 라고 할 때 잔차 제곱의 합을 나타낸다.

$$SSR = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

이때, y_i 는 실제 값, \bar{y} 실제 값의 평균, \hat{y}_i 는 모델의 예측 값이다.

Table 5. CNN model R2 score

	Train data	Validation data	Test data
R2 Score	0.89	0.90	0.89

Table 5는 훈련데이터, 검증데이터, 테스트 데이터의 결정 계수를 나타낸다. 테스트 데이터의 결정 계수가 0.89로 적절한 모델을 사용하였다고 판단하였다.

총 학습시간은 약 47분이 소요되었으며 테스트 데이터의 예측 정확도는 88.73%이다. 최종 선정된 CNN 내부 모델과 결과는 Table 6과 같다.

Table 6. Final CNN model and accuracy

Model	CNN
2nd Convolution layer	64
Dense layer	256
Batch size	64
Learning average time (min)	47
Prediction accuracy (%)	88.73

5. 결론

TDLAS와 초분광 기술을 접목시켜 확보한 영상 이미지를 기반으로 CNN을 이용하여 온도를 예측한 결과는 다음과 같다.

- 1) Second convolution layer의 개수 64, dense layer의 개수 256, batch size 64에서 최적의 결과를 보였다.
- 2) 회귀 결정계수 R2 score의 값이 0.89로 학습 모델의 적합성을 확인할 수 있었다.

3) Table 6과 같이 88.73%의 예측 정확도를 확인하였다.

1)~3)의 결과를 토대로 TDLAS와 초분광 영상데이터 기반으로 인공지능(deep learning)을 접목한 실시간 계측 기술을 개발하였으며, 농도 계측 연구의 가능성을 확인할 수 있었다. 향후 다양한 가스종에 따른 실시간 계측 기술 개발 연구를 수행함으로써 온실가스 측정 기술 및 공연비 조절기술 적용이 가능할 것으로 판단된다.

후 기

본 연구는 2023년 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KEIT)의 지원(No.20014988)을 받아 수행되었습니다.

REFERENCE

- 1) Althor, G., Watson, J. E., & Fuller, R. A. 2016. Global mismatch between greenhouse gas emissions and the burden of climate change. *Scientific reports*, 6(1), 20281.
- 2) Schiff, H. I., Mackay, G. I., & Bechara, J. 1994. The use of tunable diode laser absorption spectroscopy for atmospheric measurements. *Research on chemical intermediates*, 20, 525-556.
- 3) Deguchi, Y., Yasui, D., & Adachi, A. 2012, July. MD2-1 Development of 2D temperature and concentration measurement method using tunable diode laser absorption spectroscopy (MD: Measurement and Diagnostics, General Session Papers). In the Proceedings of the International symposium on diagnostics and modeling of combustion in internal combustion engines 2012.8 (pp. 488-493). The Japan Society of Mechanical Engineers.
- 4) Deguchi, YOON, D., KIM, J., JEON, M., CHOI, D., CHO, G., & DOH, D. (2018). Calculating of 3-Dimensional Temperature Distribution for High-Temperature Exhaust Gas Using CT-TDLAS. *Transactions of the Korean hydrogen and new energy society*, 29(1), 97-104.
- 5) Liu, C., Xu, L., Chen, J., Cao, Z., Lin, Y., & Cai, W. 2015. Development of a fan-beam TDLAS-based tomographic sensor for rapid imaging of temperature and gas concentration. *Optics Express*, 23(17), 22494-22511.
- 6) Dong, L., Tittel, F. K., Li, C., Sanchez, N. P., Wu, H., Zheng, C., ... & Griffin, R. J. 2016. Compact TDLAS based sensor design using interband cascade lasers for mid-IR trace gas sensing. *Optics express*, 24(6), A528-A535.
- 7) Wagner, S., Fisher, B. T., Fleming, J. W., & Ebert, V. 2009. TDLAS-based in situ measurement of absolute acetylene concentrations in laminar 2D diffusion flames. *Proceedings of the Combustion Institute*, 32(1), 839-846.
- 8) Lackner, M. 2007. Tunable diode laser absorption spectroscopy (TDLAS) in the process industries-a review. *Reviews in Chemical Engineering*, 23(2), 65-147.
- 9) Lu, G., & Fei, B. 2014. Medical hyperspectral imaging: a review. *Journal of biomedical optics*, 19(1), 010901-010901.
- 10) Carroll, J. E., Whiteaway, J., Plumb, D., & Plumb, R. G. S. 1998. *Distributed feedback semiconductor lasers* (Vol. 10). IET.
- 11) Swinehart, D. F. 1962. The beer-lambert law. *Journal of chemical education*, 39(7), 333.
- 12) Rothman, L. S., Gordon, I. E., Babikov, Y., Barbe, A., Benner, D. C., Bernath, P. F., ... & Wagner, G. 2013. The HITRAN2012 molecular spectroscopic database. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 130, 4-50.