

KSBi-BIML 2024

Bioinformatics & Machine Learning(BIML)
Workshop for Life and Medical Scientists

생명정보학 & 머신러닝 워크샵 (오프라인)



의학세션 초급

김헌성 _ 가톨릭대학교

백서연 _ 연성대학교

김선근 _ (주) 원닥



KSBI
KOREAN SOCIETY FOR
BIOINFORMATICS

| 한국생명정보학회



본 강의 자료는 한국생명정보학회가 주관하는 BIML 2024 워크샵 오프라인 수업을 목적으로 제작된 것으로 해당 목적 이외의 다른 용도로 사용할 수 없음을 분명하게 알립니다.

이를 다른 사람과 공유하거나 복제, 배포, 전송할 수 없으며 만약 이러한 사항을 위반할 경우 발생하는 **모든 법적 책임은 전적으로 불법 행위자 본인에게 있음을 경고**합니다.

KSBI-BIML 2024

Bioinformatics & Machine Learning(BIML) Workshop for Life and Medical Scientists

안녕하십니까?

한국생명정보학회가 개최하는 동계 교육 워크숍인 BIML-2024에 여러분을 초대합니다. 생명정보학 분야의 연구자들에게 최신 동향의 데이터 분석기술을 이론과 실습을 겸비해 전달하고자 도입한 전문 교육 프로그램인 BIML 워크숍은 2015년에 시작하여 올해로 벌써 10년 차를 맞이하게 되었습니다. BIML 워크숍은 국내 생명정보학 분야의 최초이자 최고 수준의 교육프로그램으로 크게 인공지능과 생명정보분석 두 개의 분야로 구성되어 있습니다. 올해 인공지능 분야에서는 최근 생명정보 분석에서도 응용이 확대되고 있는 다양한 인공지능 기반 자료모델링 기법들에 대한 현장 강의를 진행될 예정이며, 관련하여 심층학습을 이용한 단백질구조예측, 유전체분석, 신약개발에 대한 이론과 실습 강의를 함께 제공될 예정입니다. 또한 단일세포오믹스, 공간오믹스, 메타오믹스, 그리고 롱리드염기서열 자료 분석에 대한 현장 강의는 많은 연구자의 연구 수월성 확보에 큰 도움을 줄 것으로 기대하고 있습니다.

올해 BIML의 가장 큰 변화는 최근 연구 수요가 급증하고 있는 의료정보자료 분석에 대한 현장 강의를 추가하였다는 것입니다. 특히 의료정보자료 분석을 많이 수행하시는 의과학자 및 의료정보 연구자들께서 본 강좌를 통해 많은 도움을 받으실 수 있기를 기대하고 있습니다. 또한 다양한 생명정보학 분야에 대한 온라인 강좌 프로그램도 점차 증가하고 있는 생명정보 분석기술의 다양화에 발맞추기 위해 작년과 비교해 5강좌 이상을 신규로 추가했습니다. 올해는 무료 강좌 5개를 포함하여 35개 이상의 온라인 강좌가 개설되어 제공되며, 연구 주제에 따른 연관된 강좌 추천 및 강연료 할인 프로그램도 제공되며, 온라인을 통한 Q&A 세션도 마련될 예정입니다. BIML-2024는 국내 주요 연구 중심 대학의 전임 교원이자 각 분야 최고 전문가들의 강의로 구성되었기에 해당 분야의 기초부터 최신 연구 동향까지 포함하는 수준 높은 내용의 강의를 될 것이라 확신합니다.

BIML-2024을 준비하기까지 너무나 많은 수고를 해주신 운영위원회의 정성원, 우현구, 백대현, 김태민, 김준일, 김상우, 장혜식, 박종은 교수님과 KOBIC 이병욱 박사님께 커다란 감사를 드립니다. 마지막으로 부족한 시간에도 불구하고 강의 부탁을 흔쾌히 허락하시고 훌륭한 현장 강의와 온라인 강의를 준비하시는데 노고를 아끼지 않으신 모든 강사분들께 깊은 감사를 드립니다.

2024년 2월

한국생명정보학회장 이 인 석

강의 시간표

DAY1 : 2월 24일 (토)

시간	강 의 (자연과학대학 28동 101호)
12:30-12:50	등록
12:50-13:00	공지사항 전달
13:00-14:30	의료빅데이터/인공지능 총론 김현성 교수(가톨릭대학교)
14:30-14:45	휴식
14:45-16:15	의료영상 인공지능의 이해 및 의료영상 레이블링 실습 백서연 교수(연석대학교)
16:15-16:30	휴식
16:30-18:00	의료 정보처리 자동화 실습 / 독자적인 어플리케이션 만들기 김선근 대표(원탁 주식회사), 서사도 조교

시간	강 의 (자연과학대학 28동 102호)
12:30-12:50	등록
12:50-13:00	공지사항 전달
13:00-14:20	EMR 데이터를 활용한 머신러닝 기반 예후예측: Decision Tree-based Models + EMR 샘플 데이터 실습 (MIMIC sample dataset) 고태훈 교수(가톨릭대학교)
14:20-14:40	휴식
14:40-16:00	Chest X-ray 영상을 활용한 딥러닝 기반 폐질환 진단: Convolutional Neural Network + 의료영상 샘플 데이터 실습 (NIH Chest X-ray14) 고태훈 교수(가톨릭대학교)
16:00-16:20	휴식
16:20-17:40	심전도 데이터를 활용한 딥러닝 기반 부정맥 탐지: Recurrent Neural Network + Transformer + 심전도 샘플 데이터 실습 (MIT-BIH Arrhythmia Database) 고태훈 교수(가톨릭대학교)

DAY1 : 2월 26일 (월)

시간	강 의 (자연과학대학 28동 101호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-10:50	DNN (이론) 이상근 교수(고려대학교)
10:50-11:00	휴식
11:00-12:10	CNN (이론) 이상근 교수(고려대학교)
12:10-13:40	점심
13:40-15:10	RNN, ChatGPT, XAI (이론) 이상근 교수(고려대학교)
15:10-15:20	휴식
15:20-16:50	CNN/RNN 모델 구조 정의, 학습 알고리즘 적용, 성능 평가, 시각화 방법 (Tensorflow 실습) 이정현 조교, 한성민 조교

시간	강 의 (자연과학대학 28동 102호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-11:00	Best practice for single-cell data analysis 박종은 교수(KAIST)
11:00-11:10	휴식
11:10-12:40	Practice1: Scanpy basic workflow 정성민 조교, 고용준 조교
12:40-14:10	점심
14:10-15:30	Public database, data integration, reference mapping, multiomics 박종은 교수(KAIST)
15:30-15:40	휴식
15:40-16:50	Practice2: Advanced single-cell analysis (siVI universe) 정성민 조교, 고용준 조교

DAY1 : 2월 27일 (화)

시간	강 의 (자연과학대학 28동 101호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-10:50	AI-based protein structure prediction - Intro to protein structure prediction - Early AI-based approaches - AlphaFold and RoseTTAFold 백민경 교수(서울대학교)
10:50-11:00	휴식
11:00-12:10	단백질 구조 예측 실습 - ColabFold를 활용한 단백질 구조 및 상호작용 예측 - Tips & Tricks for better structure modeling 백민경 교수(서울대학교)
12:10-13:40	점심
13:40-15:10	AI-based protein design - Intro to protein design - Protein backbone design using RFDiffusion - Protein sequence design using ProteinMPNN 백민경 교수(서울대학교)
15:10-15:20	휴식
15:20-16:50	단백질 디자인 실습 - RFDiffusion 및 ProteinMPNN의 활용법 실습 백민경 교수(서울대학교)

시간	강 의 (자연과학대학 28동 102호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-11:00	Introduction to Single-cell biology 최정민 교수(고려대학교)
11:00-11:10	휴식
11:10-12:40	i. Unsupervised Spatial transcriptome analysis ii. Tumor Boundary Determination in Spatial Transcriptomics 유광민 조교, 이문영 조교
12:40-14:10	점심
14:10-15:30	i. Deconvolution Analysis Using Single-cell RNA Sequencing and Spatial Transcriptomics ii. Cell-Cell Interaction Analysis in Spatial Transcriptomics 김지현 조교, 최승지 조교
15:30-15:40	휴식
15:40-16:50	i. Open Chromatin Region Analysis and Biological Interpretation of Using scATAC-seq Dataset ii. Construction of Gene Regulatory Networks Based on Integrated Analysis of scATAC-seq and scRNA-seq Datasets 천하림 조교, 이호진 조교

DAY1 : 2월 28일 (수)

시간	강 의 (자연과학대학 28동 101호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-11:00	Introduction to Transformers (이론) 전민지 교수 (고려대학교)
11:00-11:10	휴식
11:10-12:40	Introduction to Transformers (실습) 봉현수 조교, 임우택 조교
12:40-14:10	점심
14:10-15:40	Deep learning in Bioinformatics 노미나 교수(한양대학교)
15:40-15:50	휴식
15:50-17:20	Deep learning model을 이용한 실습 박예솔 조교

시간	강 의 (자연과학대학 28동 102호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-10:50	마이크로바이옴 기본 이론 이선재 교수(GIST)
10:50-11:00	휴식
11:00-12:10	16S rRNA amplicon seq. - DADA2 조준우 조교, 백재우 조교
12:10-13:40	점심
13:40-14:40	최신 메타지놈 분석 기법의 현황 이선재 교수(GIST)
14:40-14:50	휴식
14:50-16:50	Shotgun metagenome 분석 (Linux) 조준우 조교, 백재우 조교

DAY1 : 2월 29일 (목)

시간	강 의 (자연과학대학 28동 101호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-10:50	화학정보학 기초(Cheminformatics) / 약물특성 및 약물다움(druglikeness) Molecular Notations & Descriptors / AI 신약개발을 위한 Databases AI 신약개발을 위한 Programming 기초 김동섭 교수(KAIST)
10:50-11:00	휴식
11:00-12:10	Google Colab에 RDKit 설치 / 화합물 정보 읽기 실습 Bioactivity database 검색 및 정보 읽기 실습 Molecular descriptor (fingerprint) 생성 및 similarity 계산 실습 정수재 조교, 나민주 조교
12:10-13:40	점심
13:40-15:10	AI 신약개발을 위한 기계학습법 기초 / QSAR 모델링 기초 / AI 신약개발을 위한 딥러닝 모델 Virtual screening (ligand-based, structure-based) 및 de novo design 김동섭 교수(KAIST)
15:10-15:20	휴식
15:20-16:50	QSAR modeling 전체 과정 실습 / 화합물의 Bioactivity 예측 모델 개발 Virtual screening 과정을 통한 신약후보물질 발굴 실습 정수재 조교, 나민주 조교

시간	강 의 (자연과학대학 28동 102호)
09:00-09:20	등록
09:20-09:30	공지사항 전달
09:30-11:00	Single cell multiomics 이론 / Gene regulatory network 이론 김준일 교수(숭실대학교)
11:00-11:10	휴식
11:10-12:40	Seurat/Signac, ArchR, TENET+ 실습 김현규 조교, 정희빈 조교
12:40-14:10	점심
14:10-15:40	롱리드 시퀀싱 소개 및 유전체 조립 실습 김준 교수(충남대학교)
15:40-15:50	휴식
15:50-17:20	변이 분석 및 시각화 실습 김준 교수(충남대학교)

의학세션 초급

빅데이터와 인공지능의 활용이 의료분야에서 다양하게 활용되고 있다. 의료 인공지능은 특히 질병의 진단, 예측, 치료, 의료영상분석, 환자 관리 등 다양한 응용 분야에서 적용 되고 있다. 본 수업에서는 크게 한 개의 이론 강의와 두 개의 실습 강의로 이루어져 있다. 첫번째 이론 강의는 빅데이터와 인공지능의 최신 트렌드레 대한 총론과 의료인이라면 알아 두어야 할 역량에 대해서 알아보기로 한다. 두번째 실습 강의에서는 의료영상 데이터의 특징과 인공지능 알고리즘의 발전 동향을 살펴보고, 정확한 데이터를 얻어내기 위한 레이블링 작업에 대해 소개하고자 한다. 강의를 통해 정확한 레이블링이 모델 성능 향상, 데이터 전처리 과정에 대한 이해를 높여 의료분야의 진단 및 치료 수준을 향상시키는 것을 목표로 한다. 마지막 세번째 강의에서는 실제 Proof of Concept (POC) 구축 과정을 포함하여, 참가자들이 자신만의 인공지능 어플리케이션을 실제로 설계하고 실행해볼 수 있도록 구성되었다. 데이터 수집에서부터 처리, 모델 훈련, 사용자 인터페이스 설계, 보안 요구사항 충족, 그리고 실제 임상 환경에 배포하기까지, 모든 단계를 실습 중심으로 진행하게 될 예정이다. 궁극적으로 모든 이론과 실습 수업은 초급 수준으로 쉽게 진행할 예정이며, 본 강의를 통해 참가자 여러분은 의료 서비스 혁신을 이끌어갈 수 있는 실질적인 지식과 경험을 얻게 되기를 기대한다.

* 참고강의교재: 유인물

* 교육생준비물: 노트북 (메모리 8GB 이상)

* 강의 난이도; 초급

* 강의:

#1. 강의 - 김현성 교수 (가톨릭대학교 서울성모병원 내분비내과 / 의료정보학교실 교수)

#2. 실습 (1) - 백서연 교수 (연성대학교 보건의료행정과 교수)

#3. 실습 (2) - 김선근 대표 (원탁 주식회사) / 서사도 개발팀장 조교 (원탁 주식회사)

Curriculum Vitae

Speaker Name: Hun-Sung Kim, M.D., Ph.D.



► Personal Info

Name Hun-Sung Kim,
Title Professor
Affiliation The Catholic University of Korea

► Contact Information

Address 222 Banpo-daero, Seocho-Gu, Seoul
Email 01cadiz@hanmail.net
Phone Number 010-6336-9080

Research Interest

Medical informatics, Diabetes mellitus, Hyperlipidemia

Educational Experience

1996 Premedical course of In-ha University Medical College
2001 Medical course of In-ha University Medical College
Certified Medical Doctor (M.D.)
2015 Ph.D. in Medical Informatics, Seoul National University, College of Medicine

Professional Experience

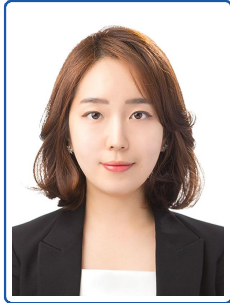
2008-2013 Research Team Manager, The Institute of U-Health care, The Catholic university of Korea
2010-2012 Clinical Instructor, Division of Endocrinology & Metabolism, Dept. of Internal Medicine, Seoul St. Mary's Hospital, The Catholic University of Korea
2014-2017 The Secretary-general, The Institute of U-Health care, The Catholic university of Korea
2013-2015 Clinical Assistant Professor, Division of Endocrinology & Metabolism, Dept. of Internal Medicine, Seoul St. Mary's Hospital, The Catholic University of Korea
2016-2019 Research Assistant Professor, Dept. of Medical Informatics. The Catholic University of Korea, Division of Endocrinology & Metabolism, Dept. of Internal Medicine, Seoul St. Mary's Hospital, The Catholic University of Korea
2019-2020 Research Associate Professor, Dept. of Medical Informatics. The Catholic University of Korea, Division of Endocrinology & Metabolism, Dept. of Internal Medicine, Seoul St. Mary's Hospital, The Catholic University of Korea
2021-2023 Associate Professor, Dept. of Medical Informatics. The Catholic University of Korea, Division of Endocrinology & Metabolism, Dept. of Internal Medicine, Seoul St. Mary's Hospital, The Catholic University of Korea
2024- Professor, Dept. of Medical Informatics. The Catholic University of Korea, Division of Endocrinology & Metabolism, Dept. of Internal Medicine, Seoul St. Mary's Hospital, The Catholic University of Korea

Selected Publications (5 maximum)

1. Kim SS, **Kim HS**. Comorbidity Patterns and Management in Inpatients with Endocrine Diseases by Age Groups in South Korea: Nationwide Data. *J Pers Med*. **2024**;14(1):42.
2. Lee J, Kim R, Kim MH, Lee SH, Cho JH, Lee JM, Jang SA, **Kim HS**. Weight loss and side-effects of liraglutide and lixisenatide in obesity and type 2 diabetes mellitus. *Prim Care Diabetes*. **2023**;17(5):460-465.
3. Chun JW, **Kim HS**. The Present and Future of Artificial Intelligence-Based Medical Image in Diabetes Mellitus: Focus on Analytical Methods and Limitations of Clinical Use. *J Korean Med Sci*. **2023**;38(31):e253.
4. Shin J, Lim H, **Kim HS**. Long-term change in the target achievement rate of low-density lipoprotein cholesterol in patients with cardiovascular disease. *Int J Clin Pharmacol Ther*. **2023**;61(4):159-171.
5. Lee S, Kim H, Yim HW, **Kim HS**, Kim JH. Comparison of cardiocerebrovascular disease incidence between angiotensin converting enzyme inhibitor and angiotensin receptor blocker users in a real-world cohort. *J Appl Biomed*. **2023**;21(1):7-14.

Curriculum Vitae

Speaker Name: Baik Seo Yeon



► Personal Info

Name Baik Seo Yeon
Title Assitant Professor
Affiliation Yeonsung University

► Contact Information

Address 34 Yanghwa-ro 37beongil, Manan-gu, Anyang-si Gyeonggi-do
Email whitebsj@gmail.com
Phone Number 010-7205-7776

Research Interest

Medical informatics, Epidemiology

Educational Experience

2010 B.S. in Healthcare Administration, Dongduk Women's University, Korea
2015 MPH. in Preventive Medicine, Ewha Womans University, Korea
2019 ABD. in Medical Infromatics, The Catholic University, Korea

Professional Experience

2015-2015 Researcher, Korea Health Industry Development Institute
2020- Assistant Professor, Health Care Administration, Yeonsung University, Korea

Curriculum Vitae

Speaker Name: Sunkeun Kim, MD, Internal medicine, MS, CEO



► Personal Info

Name Sunkeun Kim
Title CEO
Affiliation oneDOC company.

► Contact Information

Address 535, Siheung-daero, Guro-gu, Seoul, Republic of Korea
Email one@onedoc.kr
Phone Number 010-9940-5102

Research Interest

NLP, Cloud service, CDSS

Educational Experience

2008 B.S. in Biology, Seoul National University, Korea
2018 M.S. in Medicine, Catholic University, Korea

KSBI-BIML 2024

의료 빅데이터와 의료 인공지능

총론

김헌성

가톨릭대학교 의료정보학교실
가톨릭대학교 서울성모병원 내분비내과

김헌성

現) 서울성모병원 내분비내과, 부교수
가톨릭대학교 의료정보학교실, 부교수
가톨릭대학교 정밀의료빅데이터학과 부교수

의료정보학 석사, 박사

내과 전문의
내분비내과내과 분과전문의

정보의학 인증의 1기

現, 한국보건정보통계학회, 26대 회장
現, 대한의료정보학회, 수련이사
現, 대한디지털헬스학회, 학술이사
現, 정보의학 인증의 교육수련과정, 운영위원

現, 빅데이터 임상활용연구회, 회장
現, 대한방문케어다학제학회, 부회장

現, 대한심뇌혈관질환예방학회, 특임이사
現, 대한임상노인의학회, 정보이사
現, 대한내분비학회, 평의원/빅데이터위원회 이사
現, 대한당뇨병학회, 평의원/학술위원/수련위원
現, 심장대사증후군학회, 학술위원
現, 대한비만학회, IT 융합 대사증후군 치료위원회

現, 보건복지부, GDHP 국내추진단, “근거 및 평가” 분과위원장
現, 보건복지부, 제11기 건강보험 전문평가위원회 위원
現, 보건복지부, 신의료기술평가위원회 분야별 전문평가위원회 위원
現, 식품의약품안전처, IMDRF 국내운영추진단 위원
現, 식품의약품안전처, 약제급여평가위원회 의원
現, 식품의약품안전처, 자체규제심사위원회 (의료기기분야) 의원
現, 한국보건의료정보원, 보건의료 데이터 심의 전문위원
現, 한국보건의료정보원, 인증기준 자문위원회 위원
現, 한국보건의료정보원, 전자무기록시스템 인증위원회 위원
現, 사회보장정보원, 보건의료정보 표준화위원회 전문의원
現, 국가임상시험지원재단, 국가감염병임상시험사업단 운영위원회
위원

시 간	발 표 내 용	연 자
12:30-12:50(20)	등 록	
12:50-13:00(10)	공지사항 전달	
13:00-14:30(90)	(이론) 의료빅데이터/인공지능 총론	가톨릭대학교 김 현 성 교수
14:30-14:45(15)	휴 식	
14:45-16:15(90)	(실습) 의료영상 인공지능의 이해 및 의료영상 레이블링 실습	가톨릭대학교 김 현 성 교수 연성대학교 백 서 연 교수
16:15-16:30(15)	휴 식	
16:30-18:00(90)	(실습) 의료 정보처리 자동화 실습 / 독자적인 어플리케이션 만들기	가톨릭대학교 김 현 성 교수 ㈜ 월탁 김 선 근 대표

Lecture #2.

Speaker Name: Baik Seo Yeon



▶ Personal Info

Name Baik Seo Yeon
Title Assitant Professor
Affiliation Yeonsung University

▶ Contact Information

Address 34 Yanghwa-ro 37beongil, Manan-gu, Anyang-si Gyeonggi-do
Email whitebsj@gmail.com
Phone Number 010-7205-7776

Lecture #3.

Speaker Name: Sunkeun Kim, MD, Internal medicine, MS, CEO



▶ Personal Info

Name Sunkeun Kim
Title CEO
Affiliation oneDOC company.

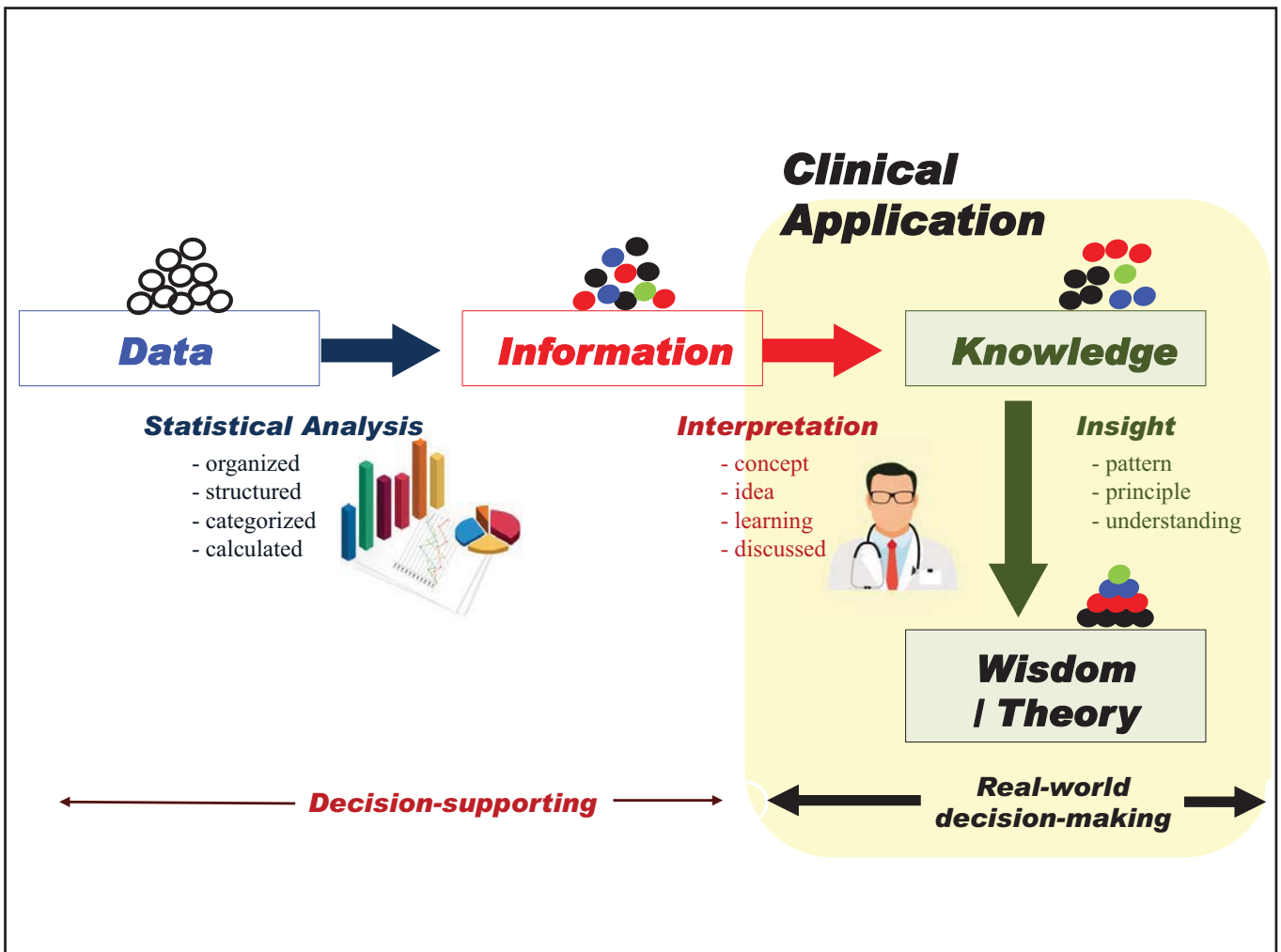
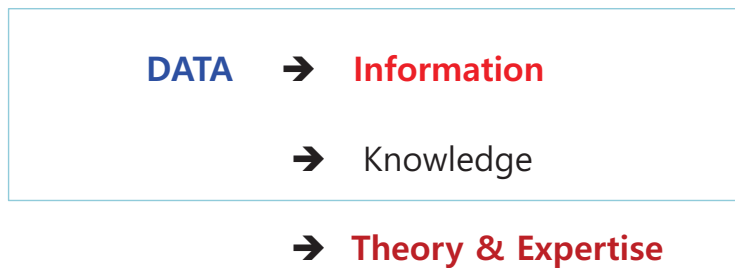
▶ Contact Information

Address 535, Siheung-daero, Guro-gu, Seoul, Republic of Korea
Email one@onedoc.kr
Phone Number 010-9940-5102

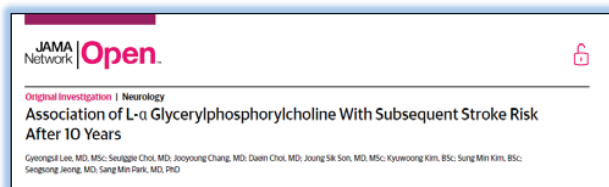
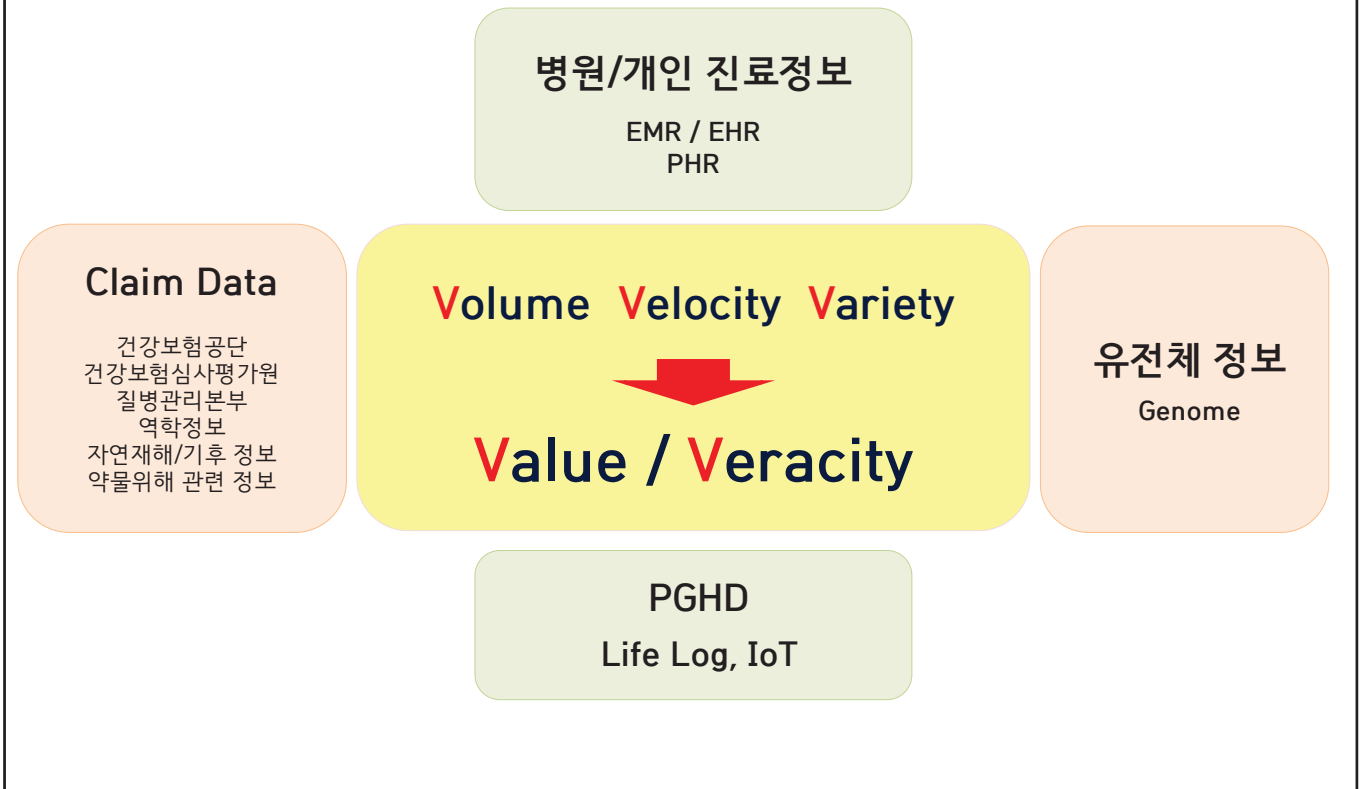
의료정보학 (Medical Informatics)

- 「정보학을 “의학, 의료의 응용”에 관한 학문」,
- 「진료, 의학연구, 의학교육, 의료행정 등 의학의 모든 분야에서 취급되는, “**데이터 (Data), 정보 (Information), 지식 (Knowledge)**”을 의학영역의 목적으로 더욱 효과적으로 이용할 방법을 연구하는 과학」

a lot of **DATA** \neq a lot of **Information**



의료분야 - 4대 medical Big DATA (Real World DATA)



JAMA Network Open 게재 “콜린알포세레이트와 뇌졸중과의 상관관계 연구(국민건강보험공단 데이터베이스 후향적 추적관찰)”에 대한 이견

메디컬라이터부 | © 입력 2022.01.20 09:01 | © 수정 2022.01.20 09:11 | 댓글 0



이화대 송대진, 울산대 임재성, 한양대 최호진, 경희대 허성혁 교수(사진 왼쪽부터)

정답은 없습니다.

맞추어 나가는 단계입니다.

옳고 그름의 문제가 아님...!!

이슈에 대한 활발한 토론이 활성화되는 분위기

- (1) 임상 전문가 의견 이슈
- (2) 혼란변수 (confounding factor)
- (3) 선택적 오류 (Selection bias)
- (4) 조작적 정의의 불신
- (5) 이해 상충 관계 이슈
- (6) 통계적 분석방법 이슈
- (7) 통계 결과 해석의 이슈

7,795,227(명)	제 2형 당뇨병을 진단 받은 만 40세 이상 환자
3,751,445(명)	
	<p><재외기준></p> <p>① 2,885,189(명)</p> <p>② 15,280(명)</p> <p>③ 864(명)</p>
850,112(명)	<p><재외기준></p> <p>473,135(명)</p>
376,977(명)	
	<p><재외기준></p> <p>89,313(명)</p> <p>* 코호트 등록일(index date): 연구대상 역량의 첫 처방 일자 (주적관찰기간 동안 다음의 정보가 있는 환자) 23,756(명)</p>
263,908(명) 연구대상자	
13,024(명)	
204,154(명)	
46,730(명)	
성형점수(PS) 산출 및 1:1 매칭	
13,023(명)	13,023(명)
	12,868(명)
	12,868(명)

#.

What are RWD?

&

Where do they come from?

- **Real World Data (RWD)**

; data relating to **patient health status** and/or the delivery of health care **routinely collected from a variety of sources.**



빅데이터 이슈



빅데이터 제한점

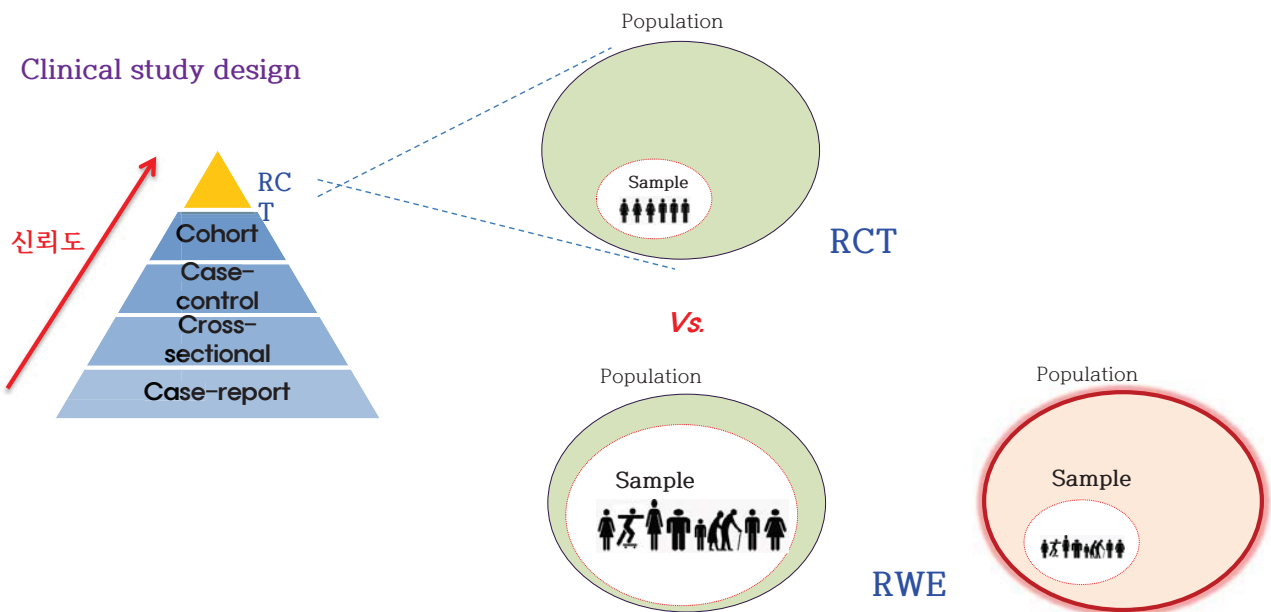


.ING

빅데이터 방법론

Food and Drug Administration. Use of real-world evidence to support regulatory decision-making for medical devices: draft guidance for industry and Food and Drug Administration staff. July 27, 2016

RWD vs. RCT



RCT

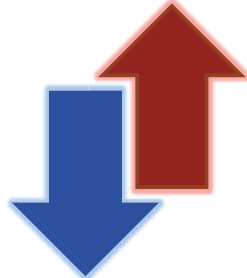
(아이템 고유의 효과)

RWE

= RCT + @



WHY
??



잠복 변수
@를 찾아라...!!

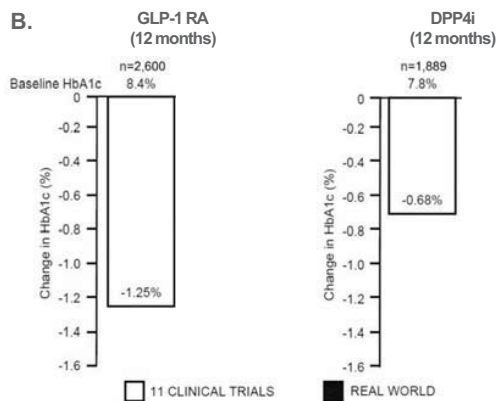
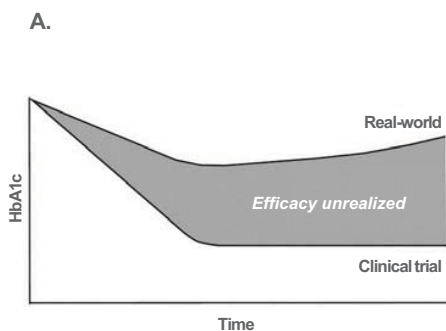
(Extrinsic)

- 약이 아닌 주사
- 부작용이 많음
- 약값이 비쌘
- 식전에 복용
- 하루 세번 복용

(Intrinsic)

- 노인, 취약계층
- 비만도

RWD vs. RCT



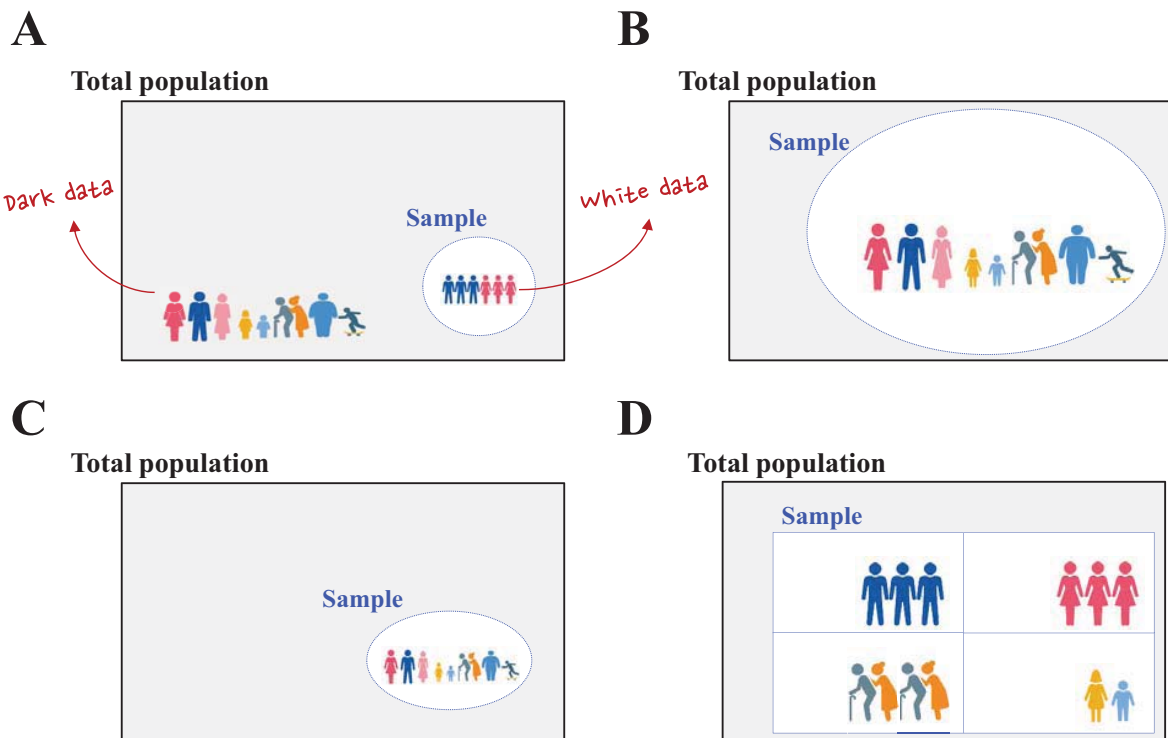
A. Conceptually, there is an efficacy gap between clinical trial results and real-world outcomes. Patients with diabetes in the real world are experiencing less meaningful and less sustained improvements resulting in an efficacy gap. B. A retrospective study identified 11 pivotal RCTs with patients who initiated GLP-1 RAs (seven studies, n = 2,600) or DPP-4 inhibitors (four studies, n = 1,889) that included measurements of HbA1c at both drug initiation and after 1 year of treatment. Data from the 2007–2014 Optum Humedica database served as a resource for the real-world data, and a cohort of patients with characteristics similar to the pivotal clinical trials was identified. Diabetes Care 2017;40:1425–1432.

#1. RWD vs. RCT



	RCTs (Randomized controlled trials)	RWE (Real world evidence)
Objective	“Can” it work?	“Does” it work?
Purpose	Gain regulatory approval	Impact real clinical practice
Setting / Design	“Ideal” conditions	“Real world” conditions
Intervention	“Fixed” regimen	“Flexible” regimen
Compliance	High	Low to high
External validity	Low to medium “Homogenous” populations	High ; “Heterogeneous” populations (including “severe” cases)
Internal validity	High the intervention is the main difference between groups	Low the intervention may not be the most important difference between groups

RWE - Real World Evidence . RCT: randomised clinical trials Grimes et al., (2002) *Lancet* 359, p248-252;



#1. RWD vs. RCT

- Real World Evidence (RWE)
 - 장점: “적은 비용”으로 “짧은 시간”에 “대규모의 데이터 확보”
 - 단점: “임상연구를 목적으로 하지 않은 데이터 (RWD)” 를 가지고 “임상연구”를 하고자 함.

데이터 질관리
(DQM)

+

개념적 정의
vs. 조작적 정의

+

데이터
검증

Food and Drug Administration. Use of real-world evidence to support regulatory decision-making for medical devices: draft guidance for industry and Food and Drug Administration staff. July 27, 2016

DATA LITERACY (데이터 리터러시)



- “Data literacy” ability to read, understand, create, and communicate data as information.
- “Data literacy” focuses on the competencies involved in working with data.
- It is not similar to the ability to read text since it requires certain skill involving reading and understanding data.
- 데이터 안에 숨겨진 의미를 파악하는 데이터 해독능력 (Data → information)
- 철저한 전문가 영역으로 작동되어야 함. (일반인 영역으로 확대 가능)
- 전문가 들도 훈련받지 않으면 놓치기 쉬움.



디지털 대전환의 핵심 역량

전 세계 주요 기관이 주목하는 새로운 힘은 바로 '데이터 리터러시'다!



“데이터는 소통의 도구이다. 언어를 배우듯 접근해야 한다.”



Example_(1)

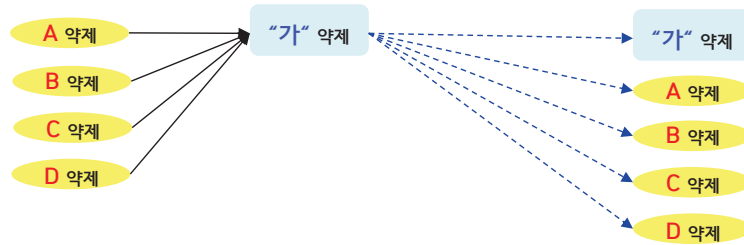
Received: 21 June 2020 | Revised: 18 August 2020 | Accepted: 5 September 2020
DOI: 10.1111/jcpt.13271

ORIGINAL ARTICLE

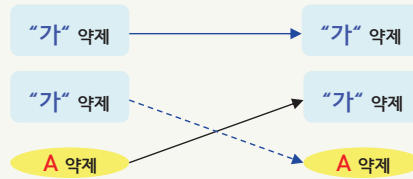
Journal of Clinical Pharmacy and Therapeutics | WILEY

Comparative analysis

Low-density lipoprotein cholesterol reduction and target achievement after switching from statin monotherapy to statin/ezetimibe combination therapy: Real-world evidence



올바른 디자인

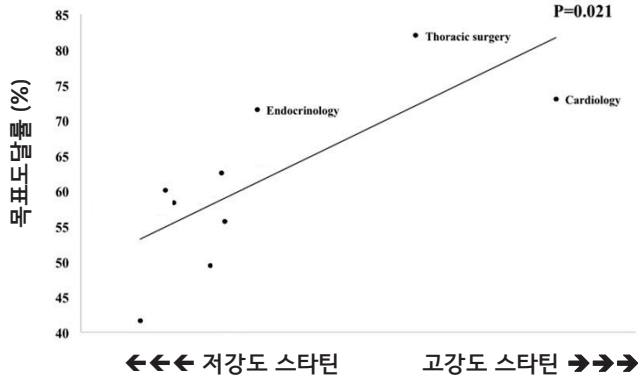


Example_(2)

* 과별 낮은 목표 처방률 → “의료진들의 적절하지 못한 처방”을 의미

Department	Total			Lipid profile (mg/dL)				LDL-C <100 mg/dL	
	n	Male (%)	Age (Years)	TC	TG	HDL-C	LDL-C	n	%
Cardiac surgery	205	141 (68.8)	67 ± 11	152 ± 34	133 ± 100	45 ± 11	81 ± 29	168	82.0
Cardiology	3,702	2,313 (62.5)	67 ± 11	158 ± 35	131 ± 84	47 ± 11	85 ± 30	2,703	73.0
Endocrinology	4,501	2,201 (48.9)	63 ± 10	161 ± 37	132 ± 87	48 ± 11	88 ± 31	3,220	71.5
A*	168	98 (58.3)	62 ± 14	168 ± 48	158 ± 124	4 ± 13	93 ± 41	105	62.5
B	60	22 (36.7)	60 ± 12	181 ± 39	156 ± 113	50 ± 13	106 ± 41	35	58.3
C	230	128 (55.7)	70 ± 11	165 ± 39	131 ± 111	45 ± 11	95 ± 34	128	55.7
D	174	79 (45.4)	62 ± 11	182 ± 42	134 ± 82	50 ± 13	105 ± 37	86	49.4
E	72	37 (51.4)	59 ± 12	188 ± 41	168 ± 112	50 ± 13	110 ± 34	30	41.6
Other#	273	169 (61.9)	62 ± 13	170 ± 43	139 ± 91	46 ± 13	95 ± 38	164	60.1
Total	9,385	5,188 (55.3)	65 ± 12	161 ± 37	133 ± 88	47 ± 11	88 ± 32	6,639	70.7

* 과별 낮은 목표처방률 → “의료진들의 적절하지 못한 처방”을 의미
 → “구체적인 처방 패턴 분석”



- Endocrinology
저강도 스타틴으로 높은 도달률
- Cardiology
고강도 스타틴으로 높은 도달률

Analysis and comparison of statin prescription patterns and outcomes according to clinical department. Journal of Clinical Pharmacy and Therapeutics. 2016;41(1):70-7

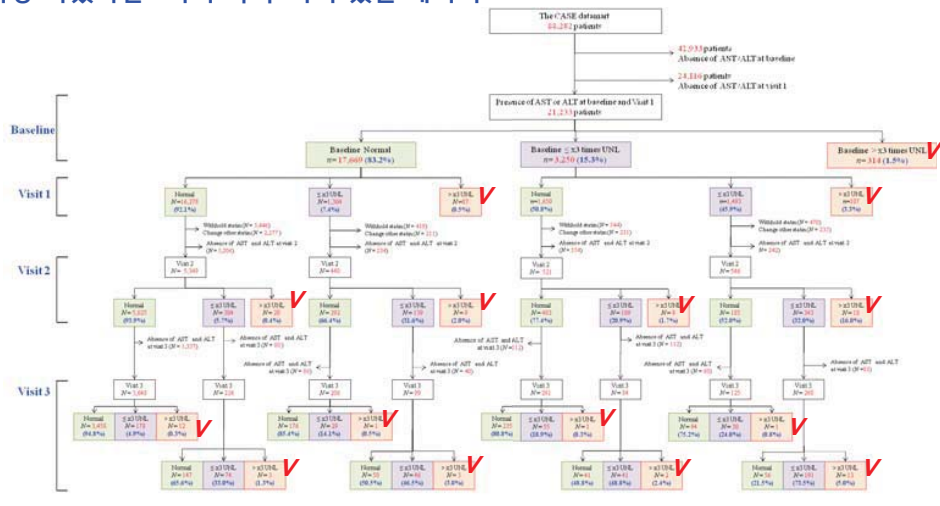
Example_(3)

(3) RCT로 “불가능한 연구”

(연구윤리, IRB 불허 등등)

* 허가 사항을 위반한 처방, 그에 따른 경과 관찰이 가능

→ 잘못 처방 되었지만 “이미 축적”되어 있는 데이터



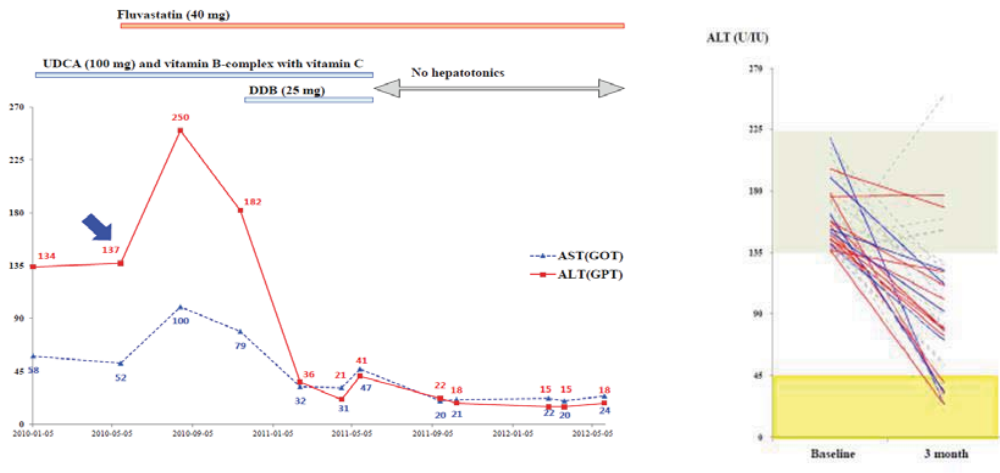
Statin-related aminotransferase elevation according to baseline aminotransferases level in real practice. Journal of Clinical Pharmacy and Therapeutics. 2016;41(3):266-72.

(3) RCT로 “불가능한 연구”

(연구윤리, IRB 불허 등등)

* 허가 사항을 위반한 처방, 그에 따른 경과 관찰이 가능

→ 잘못 처방 되었지만, 적절한 Hepatotonics와 함께 복용시 문제 되지 않는 경향을 보임.



Change in alanine transaminase after administration of 3-hydroxy-3-methylglutaryl coenzyme A reductase (HMG-CoA reductase) inhibitors to subjects with pretreatment levels three times the upper normal limit in clinical practice. Cardiovascular therapeutics. 2018. On press

Example_(4)

데이터 해석에 중요한 영향을 주는
“병원 밖 데이터”의 영향들을 고려해야 함.

DM patients

스타틴 복용하면 “평균 3년 후” 인슐린을 맞음

스타틴을 복용하지 않으면 “평균 2년 뒤” 인슐린을 맞음

5년 뒤



결론_1) 스타틴은 혈당을 낮춘다.

결론_2) 스타틴은 혈당을 올린다.

(같은 데이터로 방법에 따라 다른 결과)

결론_3) ???

(같은 결과로 다른 해석)

토론 포인트

- 디지털 건강관리 앱을 제작, 시판
- 앱 사용자들 전체(100명)에게 만족도 설문을 보냄.
- 만족도 설문조사에 응한 사용자(15명)들을 대상
→ 90%에서 긍정적인 효과를 보임

비슷한 유명한 예시

- 80세 이상, 치매 할아버지들을 조사해보니,
담배 피우는 사람이
통계학적으로 유의하게 훨씬 적더라.

→ 담배는 치매 예방..??

- 연속혈당측정기 분석
- Outlier 제거 후 분석..??
- EMR 분석, 데이터 질관리 (DDM) 이후 분석..??

- 공개모집
- OPEN, randomized trial
 - ✓ 실험군: 디지털치료제 사용
 - ✓ 대조군: 일반 관리



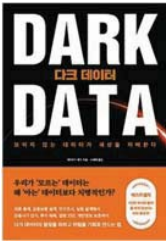
Example_(5)



삭센다® 열풍, 내분비대사내과 전문의로서의 의견

김성래
 가톨릭대학교 의과대학 내분비대사내과학교실

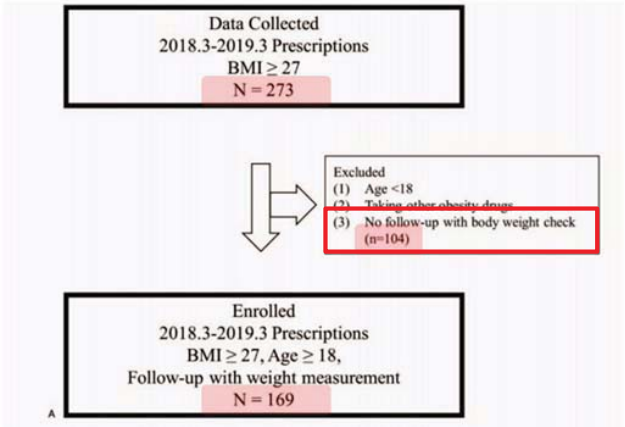
우리나라에서 삭센다®가 유독 열풍을 일으키는 상황은 단순히 환자들의 책임만 있다고 생각되지는 않는다. ... (중략)... 처방해야 할 **비만 치료제를 그냥 환자가 원한다고 아무 확인이나 설명 없이 처방하는 의사들의 잘못도 매우 크다고 생각되고**, 일부 의료기관의 경우 불법적인 광고행위까지 하고 있다는 것은 매우 우려할 만한 일이라 하겠다. 이런 행태가 혹시라도 주사제를 처방해서 의사들이 얻는 경제적 이익이 큰 것 때문이라면 더욱더 의사들의 반성이 필요하다고 하겠다.



DARK DATA

- "Dark data" is acquired through various computer network operations, but not used in any manner to derive insights or for decision making.
- The organization sometimes may not even be aware that the data is being collected.
- IBM estimate that roughly 90% of data never get used.

보이지 않는 데이터
 분석에서 제외된 데이터



At the 4-month follow-up visit,
93 (80.9%) patients were still taking liraglutide (Table 2).
 Five (4.3%) patients had never started the treatment after the prescription,
 and **8 (7.8%) patients had discontinued** the treatment prematurely.

The remaining **8 patients (7.0%) were lost to follow up.**
The majority of patients (60/93 [65%]) were using the maximal dose of 3.0 mg liraglutide daily,

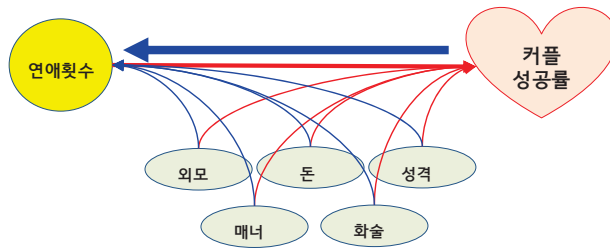
DARK DATA

- "Dark data" is acquired through various computer network operations, but not used in any manner to derive insights or for decision making.
- The organization sometimes may not even be aware that the data is being collected.
- IBM estimate that roughly 90% of data never get used.

보이지 않는 데이터
분석에서 제외된 데이터

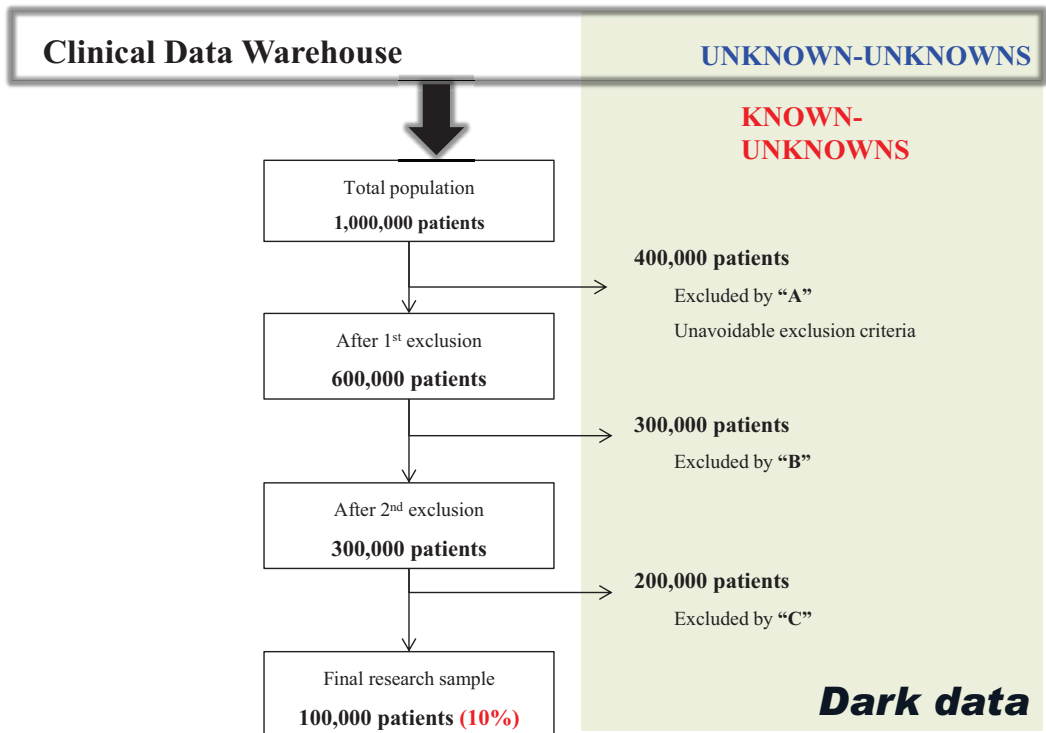
가장 많은 유형 (Type 1)

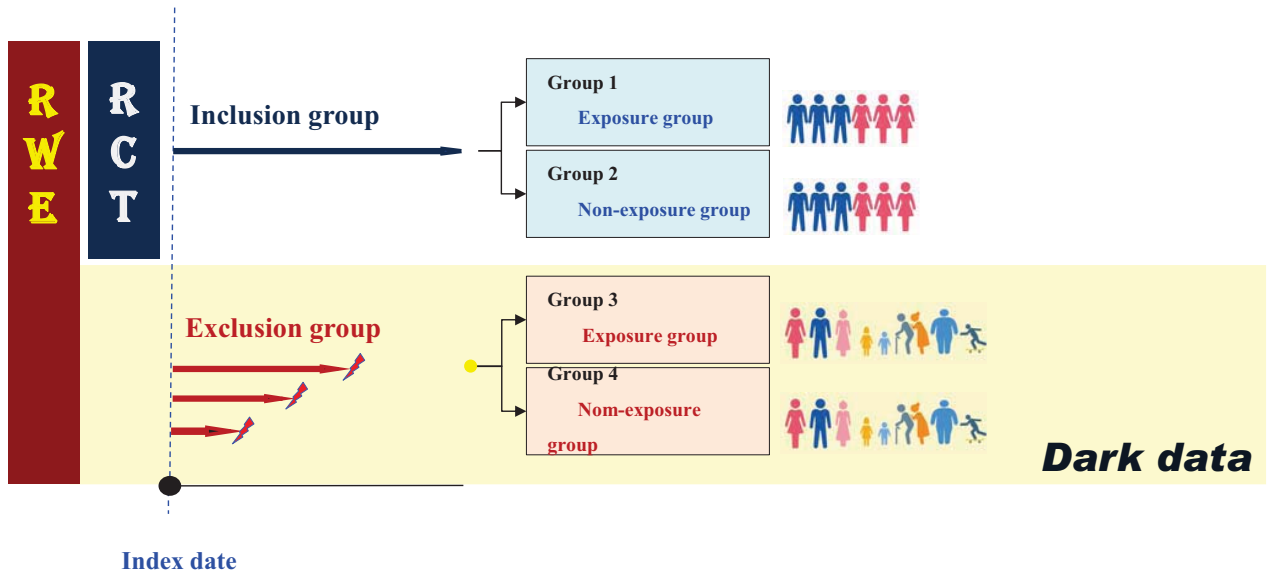
→ 제외되어 있는지, 이미 우리가 알고 있는 데이터



POINT
얼마나 많은 중복변수를 찾아
연구에 포함시킬 수
있을 것인가?

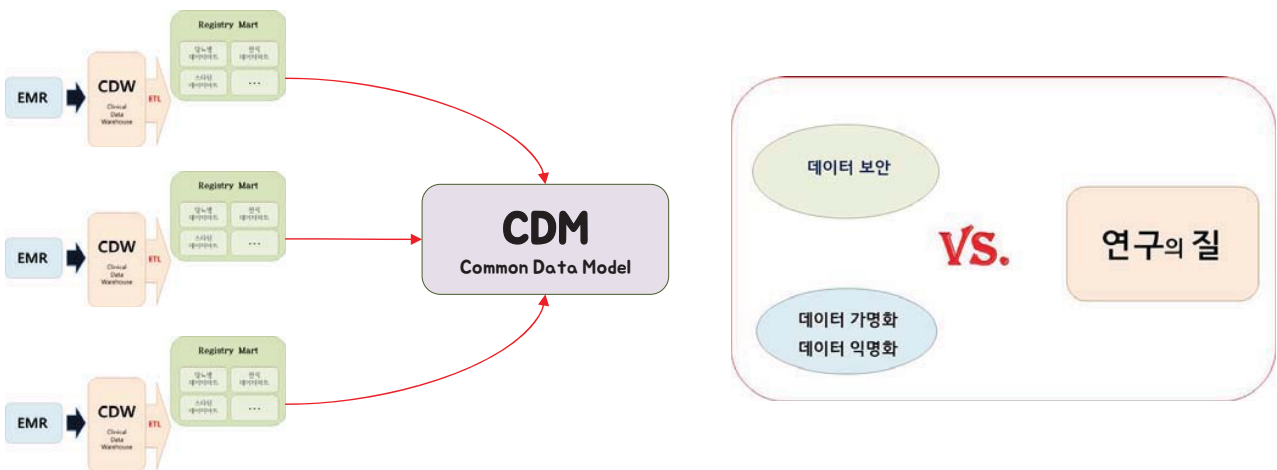
A





Common Data Model

- 병원마다 다른 데이터를 공통된 데이터의 형태로 만드는 모델



과업지시서

공통데이터모델(CDM)을 이용한
SGLT-2 저해제 부작용 조사

2019. 4.



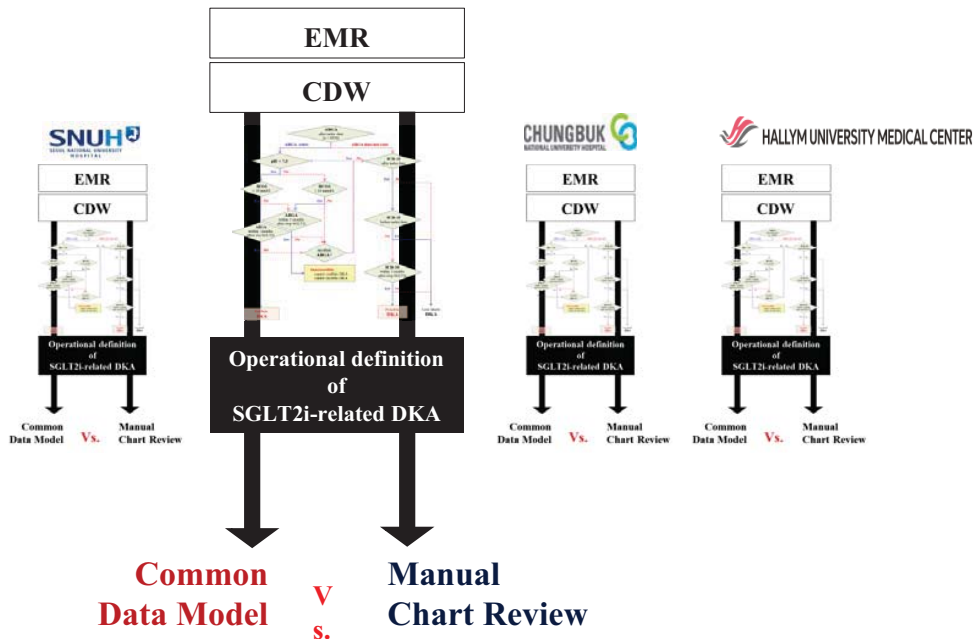
과업지시서 상의 사업목적

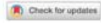
병원 EHR 기반으로 구축한 CDM 자료를 이용하여,
SGLT-2 저해제 사용 및 부작용 발생 현황을 조사하고,
종합적 분석결과에 근거하여 시사점 및 고찰을 제시

서울성모병원
서울대학교병원
충북대학교병원
한림대학교병원



중증 당뇨병성 케톤산증
→ 명확한 진단기준이 존재함
경증 생식기감염/요로감염
→ 주관적 진단기준이 존재함





Sodium-Glucose Cotransporter-2 Inhibitor-Related Diabetic Ketoacidosis: Accuracy Verification of Operational Definition

Dong Yoon Kang ^{1,*}, Hyunah Kim ^{2,*}, SooJeong Ko ^{3,*}, HyungMin Kim ^{2,*}, Jiwon Shinn ^{2,*}, Min-Gyu Kang ^{4,*}, Sun-ju Byeon ^{5,*}, Jeong-Hee Choi ^{6,*}, Soo-Yong Shin ^{7,*} and Hun-Sung Kim ^{3,8}

제 7차 (최종)



- A total of **8,958 patients** were initially prescribed SGLT2i.
- According to the algorithm, **0.18% (16/8,958)** were confirmed to have SGLT2i-related DKA.
- However, based on manual chart reviews of these 16 cases, there was only one case of SGLT2i-related DKA (**positive predictive value = 6.3%**).
- Even after repeatedly narrowing the diagnosis range of the algorithm, the effect of a positive predictive value was insignificant (6.3–10.0%, $P > 0.999$).

- 당뇨병성 케톤산증의 원인은 너무나 다양하다.
- SGLT2 억제제와 당뇨병성 케톤산증의 인과관계를 명확하게 단정 짓기 어렵다.
- 병원 방문이 규칙적이지 않다.
- 병원 방문이 규칙적이라 하더라도, 환자가 약을 제대로 복용했는지 여부가 확인되지 않는다.
- 환자가 약을 제대로 복용했다 하더라도, DKA의 시점이 모호하여 인과관계가 어렵다.
- DKA의 특성상 가까운 다른 병원 응급실로 이동했을 가능성이 있다.

RWE는
 “Real World”를 반영할 수는 있으나,
 아직까지
 “Real World”에서 “Real” 하게 받아들이기에는
 여전히 제한점이 많습니다.

水無常形
 應形無窮

쉽게 변화하는 상황에 맞추어 변화해야 한다

시 간	발 표 내 용	연 자
12:30-12:50(20)	등록	
12:50-13:00(10)	공지사항 전달	
13:00-14:30(90)	(이론) 의료빅데이터/인공지능 총론	가톨릭대학교 김 현 성 교수
14:30-14:45(15)	휴 식	
14:45-16:15(90)	(실습) 의료영상 인공지능의 이해 및 의료영상 레이블링 실습	가톨릭대학교 김 현 성 교수 연성대학교 백 서 연 교수
16:15-16:30(15)	휴 식	
16:30-18:00(90)	(실습) 의료 정보처리 자동화 실습 / 독자적인 어플리케이션 만들기	가톨릭대학교 김 현 성 교수 ㈜ 원탁 김 선 근 대표

Lecture #2.

Speaker Name: Baik Seo Yeon



▶ Personal Info

Name Baik Seo Yeon
Title Assitant Professor
Affiliation Yeonsung University

▶ Contact Information

Address 34 Yanghwa-ro 37beongil, Manan-gu, Anyang-si Gyeonggi-do
Email whitebsj@gmail.com
Phone Number 010-7205-7776

Lecture #3.

Speaker Name: Sunkeun Kim, MD, Internal medicine, MS, CEO

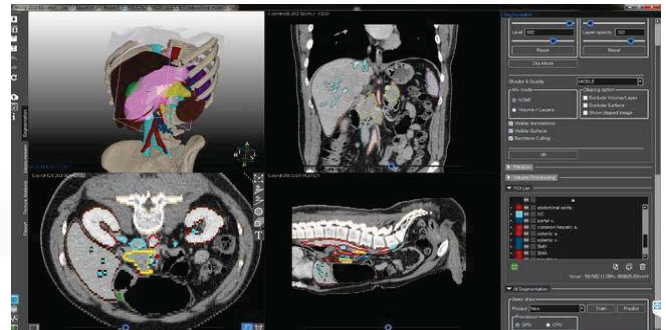
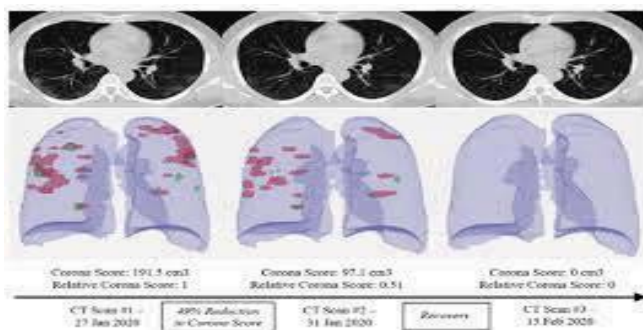
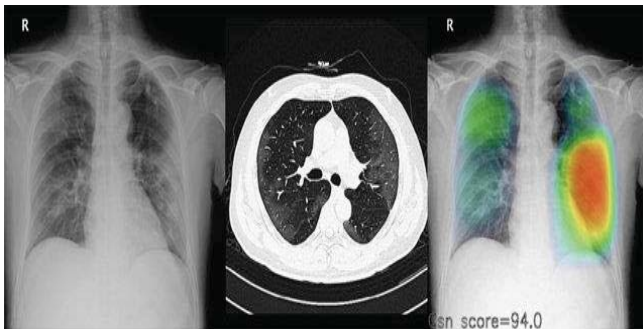


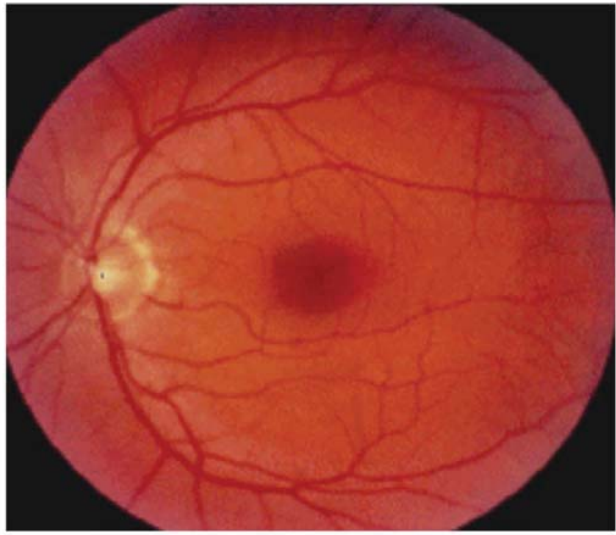
▶ Personal Info

Name Sunkeun Kim
Title CEO
Affiliation oneDOC company.

▶ Contact Information

Address 535, Siheung-daero, Guro-gu, Seoul, Republic of Korea
Email one@onedoc.kr
Phone Number 010-9940-5102





인공지능(AI)기반 무료 안저검사 4월부터 실시

매주 화·수 06:00~18:00 운영
영도구 보건소 전화예약 후 검사 ☎ 419-4950, 4912



부산시보건소 16곳서 '인공지능(AI) 기반 안저검사' 실시

☞ 정현숙 기자 | ☎ 승인 2023.01.19 12:15 | ☞ 댓글 0



#. Well-Known Evidence

Research

JAMA | Original Investigation | INNOVATIONS IN HEALTH CARE DELIVERY

Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs

Varun Gulshan, PhD; Lily Peng, MD, PhD; Marc Coram, PhD; Martin C. Stumpe, PhD; Derek Wu, BS; Arunachalam Narayanaswamy, PhD; Subhashini Venugopalan, MS; Kasumi Widner, MS; Tom Madams, MEng; Jorge Cuadros, OD, PhD; Ramasamy Kim, OD, DNB; Rajiv Raman, MS, DNB; Philip C. Nelson, BS; Jessica L. Mega, MD, MPH; Dale R. Webster, PhD

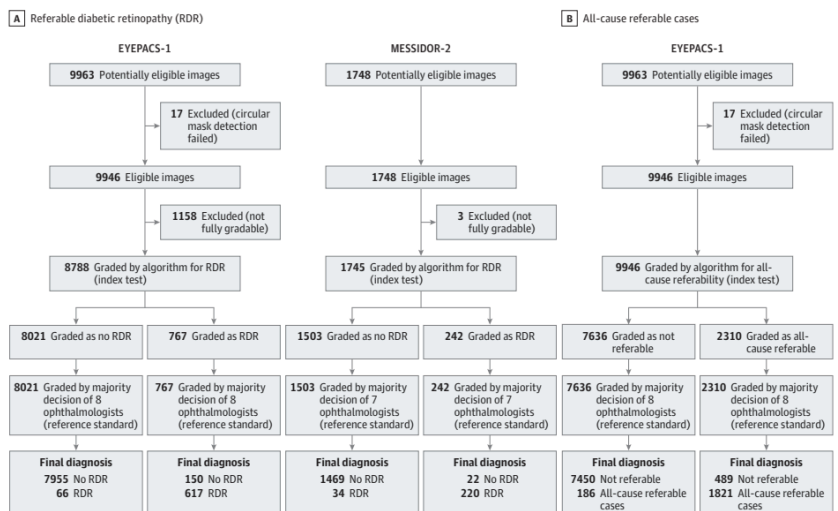
#. Well-Known Evidence

Research

JAMA | Original Investigation | INNOVATIONS IN HEALTH CARE DELIVERY

Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs

Figure 1. EyePACS-1 and Messidor-2 Clinical Validation Sets for Detection of Diabetic Retinopathy and All-Cause Referable Diabetic Retinopathy



A, Referable diabetic retinopathy, defined as moderate or worse diabetic retinopathy or referable diabetic macular edema. B, All-cause referable cases, defined as moderate or worse diabetic retinopathy, referable diabetic macular edema, or ungradable image quality.

#. Well-Known Evidence

Research

JAMA | Original Investigation | INNOVATIONS IN HEALTH CARE DELIVERY

Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs

Figure 2. Validation Set Performance for Referable Diabetic Retinopathy

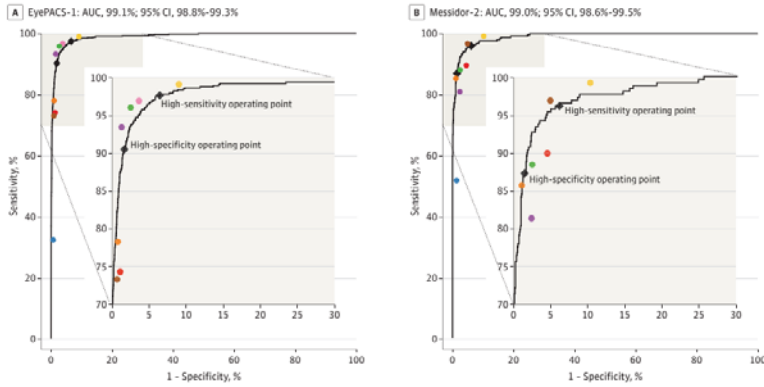
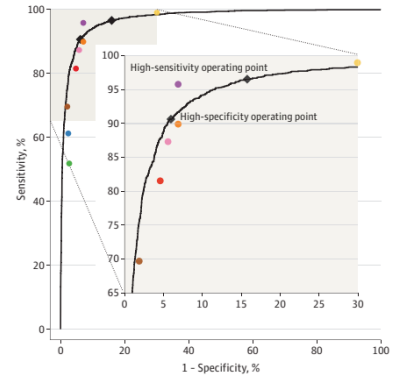


Figure 3. Validation Set Performance for All-Cause Referable Diabetic Retinopathy in the EyePACS-1 Data Set (9946 Images)



#. Well-Known Evidence

- **내재적 불확실성**

여러 명의 5년 경력 안과/영상의학 전문의

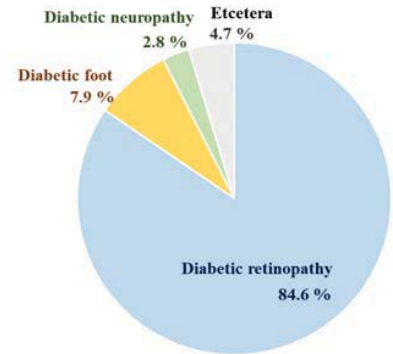
Vs. 한 명의 30년 경력의 안과/영상의학 전문의

- 결국 의존도가 높아지면, 의사의 숙련도는 떨어진다.

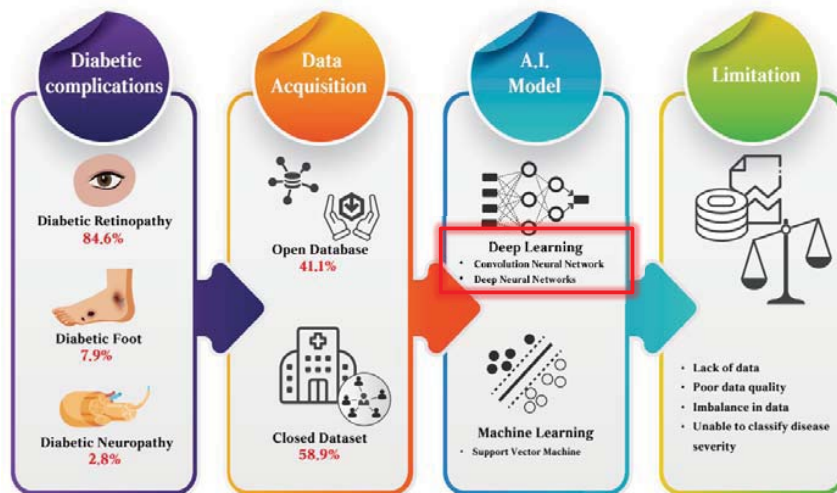
#. Now..??

- Between 2012 and 2022.
- "Diabetes Mellitus/diagnostic imaging" [Mesh] AND ("Artificial Intelligence" [Mesh])

Reference	Classifier	Dataset	Limitation	Performance (%)			
				ACC	AUC	SP	SE
Liu P. 2022 [15]	Convolutional neural network (CNN)	600 patients Fundus photos Optical coherence tomography (OCT) images	Small size/imbalance/misclassification Images collected from a single regional hospital Inability to cover different age groups Uneven distribution of ratings owing to relatively small sample size	94	96	91	
Maheshi FK. 2022 [16]	CNN	824 patients Fundus photos	Small size/misclassification Lack of clinical and laboratory data Oblinded by case expert	89		61	97
Gao Q. 2021 [17]	CNN	1,148 images OCT and color fundus photography (CFP) images	Imbalance/misclassification Disproportion in the dataset itself Classifies only the presence or absence of retinal pathology, not the identification of specific retinal pathology	88	92	89	87
Lu L. 2021 [18]	CNN	41,866 images Fundus photos	Small size/imbalance No ability to screen for fundus diseases other than diabetic retinopathy (e.g., diabetic macular edema [DME]) Verification only on local dataset (external validation required)	98	96	90	
Tang F. 2021 [19]	CNN	9,392 images Ultrasound field scanning laser ophthalmology images	Imbalance/misclassification/quality Various types of retinal diseases not included Lack of consistency in ground truth labeling Some DR lesions not captured	92	92	86	
Lo YC. 2020 [20]	CNN	3,618 images OCT images	Misclassification False-positive and false-negative errors found in patients with myopia	99	99	98	98
Tang MCS. 2021 [21]	CNN	20 images Fundus photos	Small size/imbalance Difficult to generalize owing to small dataset False positive found at the edge of the ground truth False negatives found in several test images	99		99	87
Wu J. 2021 [22]	CNN	35,126 images Fundus photos	Small size/imbalance Imbalance in dataset (requires pre-training on a large dataset) Training and validation time-consuming	91	98	97	92
Tobjac M. 2022 [23]	CNN	84,484 OCT images 3233 spectral domain-OCT images 4254 OCT images	Practical difficulties in clinical application More time- and cost-consuming than a single CNN model Cost of training increased Clinical validation not performed	99		99	100
Wang TY. 2022 [24]	CNN	35,001 images Fundus photos Methods to Evaluate Segmentation and Indexing Techniques in the field of Retinal Ophthalmology dataset	Small size-data quality Restricted dataset (causing false positivity) Blurring of the borders of the optic disc in some diseases, reducing detection Failed to integrate fusion model and anatomical landmark detector into one model	90	98	90	96
Tang F. 2021 [25]	CNN	100,727 images OCT images	Imbalance/misclassification Using onlygradable OCT images Limited non-DME retinal abnormalities Difficulty in accurately distinguishing DME only with OCT images	96	96	98	94



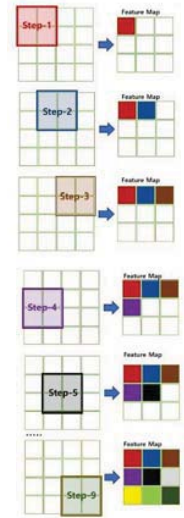
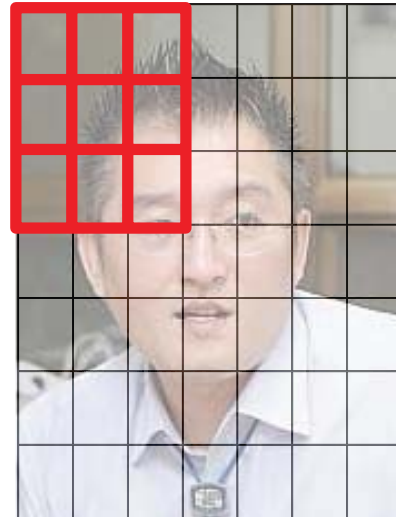
#. Now..??



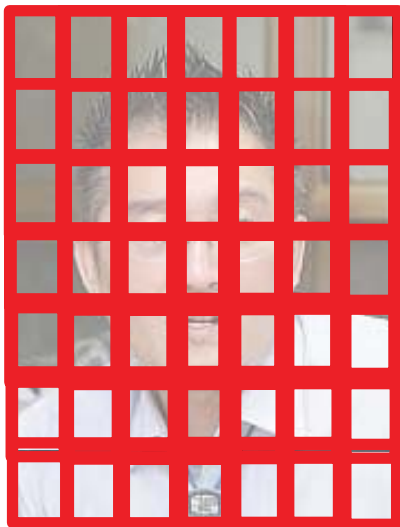
Deep Multilayer Perceptron



Convolution Neural Network



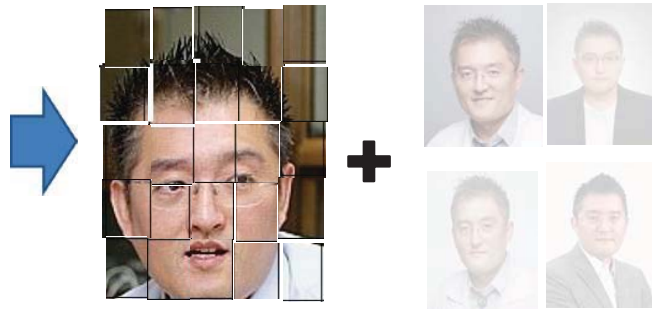
#. Convolution Neural Network (CNN)



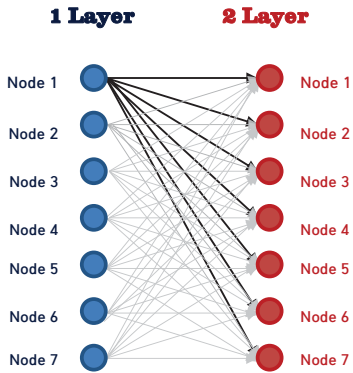
CNN은 인간의 시각을 모방한 구조

→ “한 요소”와 “이웃 요소”의 **관련성**

→ Matrix의 형태로 데이터를 받기 때문에 **적은 정보, 정보 소실**



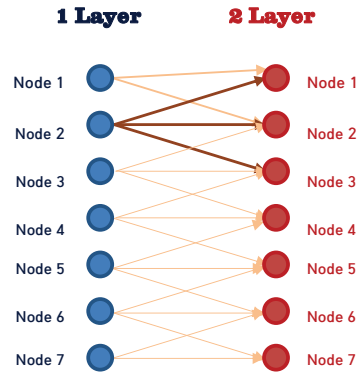
Deep Multilayer Perceptron



모든 노드가 연결된
완전연결(Fully-connected) 구조

$7 \times 7 =$ 총 49 개의 가중치

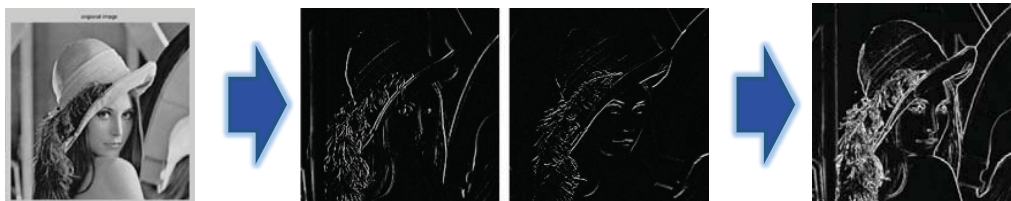
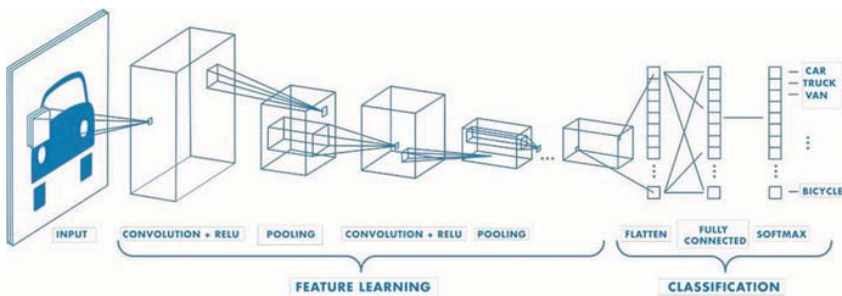
Convolution Neural Network



노드 3개에만 연결된
부분 연결(Partially-connected) 구조

$3 \times 7 =$ 총 21 개의 가중치

#. Convolution Neural Network (CNN)



#. Now..??

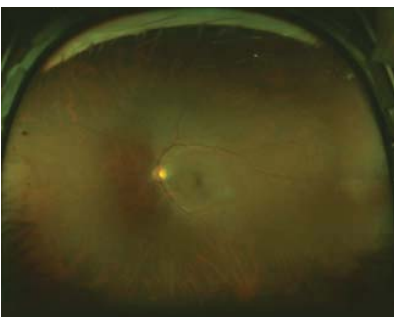
JOURNAL OF KOREAN MEDICAL SCIENCE
Artificial Intelligence-based Medical Images in Diabetes Mellitus: Focus on Analytical
Methods and Limitations of Clinical Use
--Manuscript Draft--

* Limitations

- **Lack of Data** (36.0%),
- **Difficulty in Classifying Disease Severity** (25.7%),
- **Data Imbalance** (25.7%),
- **Poor Image Quality** (16.4%),
- **Miscellaneous** (25.2%)
 - Lack of Clinical Variables,
 - Labeling Errors
 - Technical Limitations Of The Algorithm.
 - Ethical issues, Data Protection and Privacy
 - **Adversarial Attacks**

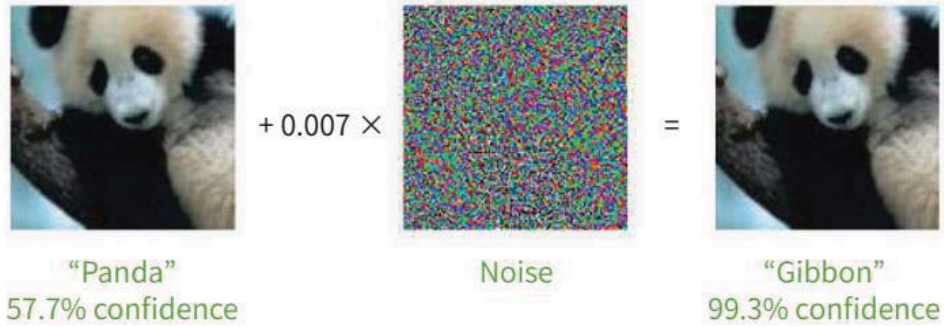
#. Now..??

JOURNAL OF KOREAN MEDICAL SCIENCE
Artificial Intelligence-based Medical Images in Diabetes Mellitus: Focus on Analytical
Methods and Limitations of Clinical Use
--Manuscript Draft--



* Universal Perturbations

사람의 눈으로는 거의 자각할 수 없는 수준의
미세한 교란신호 (perturbation)



Adversarial Attacks Against Medical Deep Learning Systems

Samuel G. Finlayson
samuel_finlayson@hms.harvard.edu
Department of Systems Biology and MD-PhD program
Harvard Medical School and MIT
Boston, MA

Hyung Won Chung
hwc@mit.edu
Massachusetts Institute of Technology
Cambridge, MA

Isaac S. Kohane
isaac_kohane@hms.harvard.edu
Department of Biomedical Informatics
Harvard Medical School
Boston, MA

Andrew L. Beam
andrew_beam@hms.harvard.edu
Department of Biomedical Informatics
Harvard Medical School
Boston, MA

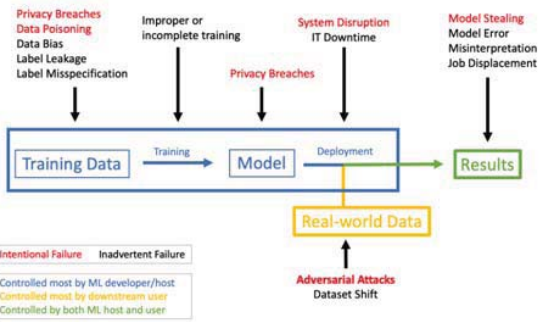


Figure 1: Adversarial attacks within the broader taxonomy of risks facing the machine learning pipeline. Adversarial attacks pose just one of many possible risks in the development and deployment of ML systems, but are noteworthy because they enable end-users to manipulate model outputs without ever influencing the training process or gaining access to the deployed model itself.

Fundoscopy

Chest X-Ray

	Absent/mild DR	Moderate/Severe DR	Normal	Pneumothorax
Clean	 0.0%	 100.0%	 0.2%	 99.0%
PGD	 100.0%	 0.0%	 100.0%	 0.0%
Nat. Patch	 0.01%	 99.9%	 0.3%	 96.7%
Adv. Patch	 98.3%	 35.0%	 100.0%	 0.1%

* Advantages & Disadvantages of Big Data Perspective

(1) “표준화” 되어 있는 의료 영상

- ✓ 의료 영상은 특정 부위를 촬영하기 위한 프로토콜이 표준화되어 있음
- ✓ 환자들마다 동일한 해부학적 구조 / 크게 다르지 않은 위치와 영상 품질.
 - 일반 영상들에 비해 상대적으로 적대적 공격에 취약

(2) 이미 자주 사용되고 있는 “딥러닝 네트워크 구조”

- ✓ 대부분 동일하거나 유사한 딥러닝 네트워크 구조를 이용. 특히, 좋은 성적을 거둔 딥러닝 네트워크
- ✓ 사용된 딥러닝 학습모델 구조의 다양성이 부족
 - 구조를 미리 파악하고 수행하는 화이트박스 공격이 가능

* Advantages and Disadvantages of Big Data Perspective

(3) 학습을 위한 “공개 데이터” 의 대중화

- 연구 성과의 원활한 공유와 공개 논의가 가능
- 연구 생태계 내에서 연구의 발전을 빠르게 하는 긍정적인 효과
 - 적대적 공격의 성공 확률 증가

(4) “업데이트가 어려운” 병원 인프라

- 의료용 소프트웨어는 의료기기 승인 문제 등 여러 문제와 맞물려 많은 시간과 비용이 소요.
- 취약성이 발견시에도 시간과 비용 문제로 인해 발빠른 대처가 어려움

* Future prospective

K chatGPT의 한계는?



ChatGPT는 인공지능 기술 중 하나인 자연어처리(NLP)를 사용하여 대화를 이어나갈 수 있는 대화형 인공지능 모델입니다. 하지만 여전히 몇 가지 한계점이 있습니다.

첫째, ChatGPT는 대화 상황에서의 문맥을 이해하지만, 실제 세상에서 발생하는 모든 상황을 이해하지는 못합니다. 따라서, 특정 상황에서는 다소 어색한 답변을 제공할 수 있습니다.

둘째, ChatGPT는 기존에 학습한 데이터를 기반으로 답변을 생성합니다. 따라서, ChatGPT가 학습한 데이터와 다른 데이터를 입력받으면 적절한 대답을 제공하지 못할 수 있습니다.

셋째, ChatGPT는 인간과 같은 지식을 가지고 있지 않습니다. 따라서, ChatGPT가 다룰 수 없는 주제에 대해서는 적절한 대답을 제공하지 못할 수 있습니다.

넷째, ChatGPT는 인간과 같은 감정이나 윤리적 판단능력을 가지고 있지 않습니다. 따라서, ChatGPT가 생성하는 대답이 항상 적절한 것은 아닐 수 있습니다.

최근에는 이러한 한계를 극복하기 위해 더욱 발전된 대화형 인공지능 모델들이 개발되고 있으며, 더 나은 대화형 인공지능 모델을 위한 연구와 개발이 계속 이루어지고 있습니다.

POINT #1.

- ChatGPT의 학습된 데이터는 2021년까지로 제한
- 따라서 최신 지식이나 정보를 반영하지 못함.
- **의사의 새로운 역할..??, 데이터 생성..??**

POINT #2.

- Adversarial Attacks

* Conclusion

A.I.-based Healthcare



Physician-based Healthcare



Vs.

“과학”과 “의학”은 같이 발전하는 단계.

“과학의 발달”은 “의학의 발달”을 가져왔으며,

“과학의 발달”은 “의료의 세분화”와 깊이 연관되어 있다.

감사합니다

01cadiz@hanmail.net
cadiz74@catholic.ac.kr



KSBi-BIML 2024

미래를 레이블하다: 의료영상 레이블링

연성대학교 보건의료행정과
백서연

인공지능(AI)

- 인공지능이 우리 눈앞에 다가온 순간.



- 보통 사람이 수행하는 지능적인 작업을 자동화하기 위한 연구활동
- 고도의 전문성이 요구되는 의료영역에서부터 개인의 건강관리까지 광범위하게 활용 되고 있음

의료인공지능 적용 사례

- 페이스 이모션(Facing Emotion)-Huawei

- 시각장애인을 위해 설계된 어플로 후방카메라를 이용하여 상대방의 얼굴에 나타난 표정을 인식한 후 분석
- AI로 표정 및 감정을 읽어주는 어플로 기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 두려움등의 5가지 감정으로 분류



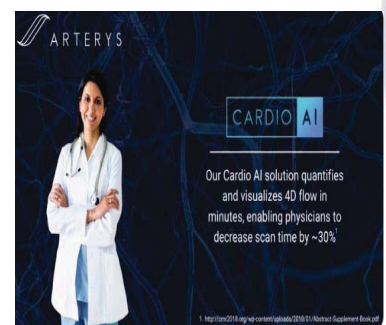
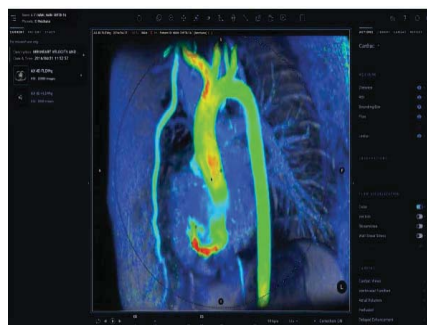
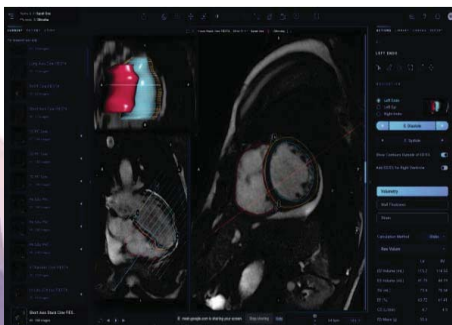
<https://www.youtube.com/watch?v=dJGOUpKlCSo>

3

의료인공지능 적용 사례

- Cardio DL: Arterys

- 2011년에 데이터에 기반한 정확한 진단과 치료 결정을 지원하는 AI 의료 영상 업체
- 심장 MRI로부터 EF(Ejection Fraction) 자동 정량화를 위한 딥러닝기반 클라우드 소프트웨어로 세계 최초로 FDA 승인을 받았음
- 현재 골절, 기흉, 폐 결절, 뇌졸중, 유방암등의 다양한 영역에서 AI 기반 영상 진단 소프트웨어 개발 및 제공중임



<https://www.tempus.com/radiology/tempus-pixel-cardio/>

4

인공지능

인공지능 Artificial intelligence
사고나 학습등 인간이 가진 지적 능력을 컴퓨터를 통해 구현하는 기술



머신러닝
기계가 주어진 자료를 학습하고 처리하게 하는 기술



딥러닝
머신러닝의 한 분야로 신경망(Neural Networks)을 사용하여 주어진 자료를 학습하는 기술

선형회귀

결정트리

합성곱신경망(CNN)

순환신경망(RNN)

심층강화학습

머신러닝 vs 딥러닝

정형화된 데이터 분석에 적합한 **머신러닝**

비정형화된 데이터에도 우수한 **딥러닝**

<p>Classification</p> <p>Identifying which category an object belongs to.</p> <p>Applications: Spam detection, image recognition.</p> <p>Algorithms: Gradient boosting, nearest neighbors, random forest, logistic regression, and more...</p>	<p>Regression</p> <p>Predicting a continuous-valued attribute associated with an object.</p> <p>Applications: Drug response, Stock prices.</p> <p>Algorithms: Gradient boosting, nearest neighbors, random forest, ridge, and more...</p>	<p>Clustering</p> <p>Automatic grouping of similar objects into sets.</p> <p>Applications: Customer segmentation, Grouping experiment outcomes</p> <p>Algorithms: k-Means, HDBSCAN, hierarchical clustering, and more...</p>
---	--	---

<https://scikit-learn.org/stable/>

<https://www.microsoft.com/en-us/microsoft-365/excel>



딥러닝이란

딥러닝의 시대를 이끈 세가지 기술적인 힘

하드웨어, 데이터, 알고리즘

1. 하드웨어

CPU의 발전: 1990~2010년 사이, 약 5,000배의 연산 속도 향상

GPU의 발전: 신경망 연산을 위한 대용량 고속 병렬 칩
CUDA: NVIDIA의 자사 GPU 프로그래밍 인터페이스

2. 데이터

기계학습의 원료: 정제된 대용량의 데이터

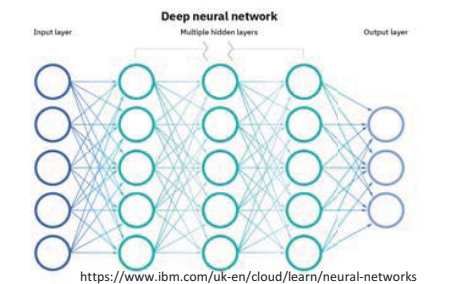
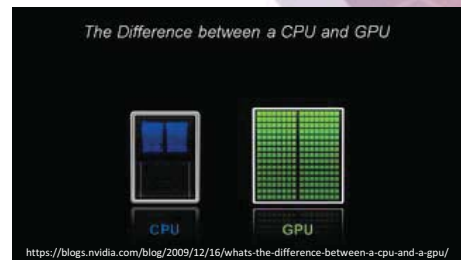
인터넷의 발전: Youtube, Wikipedia, Cloud (Google, AWS, Naver, etc..)

ImageNet: 1,400만개의 이미지를 1,000개의 범주로 구분해놓은 대용량 오픈 데이터셋

3. 알고리즘

신경망의 핵심 알고리즘 개선(2009~2010):

- 활성화 함수(activation function)
- 가중치 초기화(weight initialization),
- 최적화 방법(optimizer; ex. RMSProp, Adam)



7

학습목표에 따른 인공지능 분류

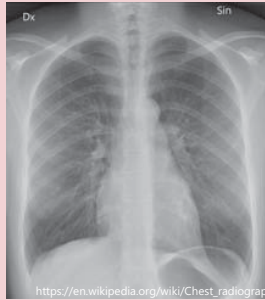
Classification vs Segmentation vs Detection vs Generation

8

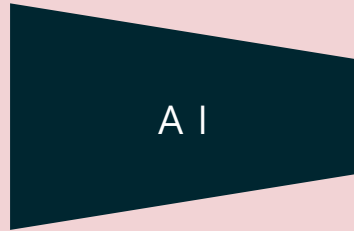
학습목표에 따른 인공지능 분류

Classification vs Segmentation vs Detection vs Generation

Input 이 무엇에 해당하는지 분류하여 Output 출력



Input



폐렴
vs
결핵
vs
COVID19

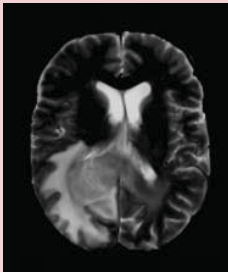
Output

9

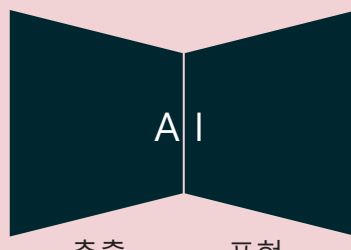
학습목표에 따른 인공지능 분류

Classification vs Segmentation vs Detection vs Generation

Input 의 특정 영역을 추출하여 Output 출력

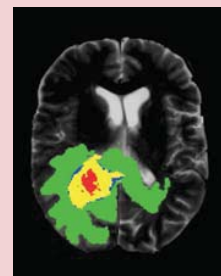


Input



추출

표현



Output

<https://paperswithcode.com/paper/brain-tumor-segmentation-with-deep-neural>

10

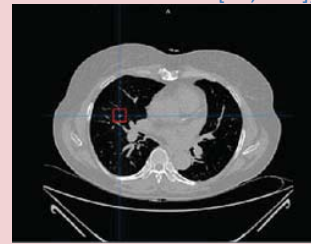
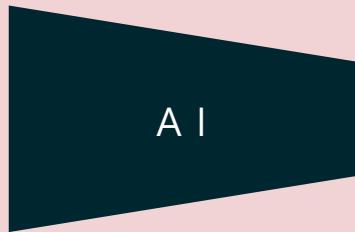
학습목표에 따른 인공지능 분류

Classification vs Segmentation vs **Detection** vs Generation

Input 의 특정 영역을 포착하여 Output 출력



Input



Output

11

학습목표에 따른 인공지능 분류

Classification vs Segmentation vs **Detection** vs Generation

Input 의 특정 영역을 포착하여 Output 출력



Input

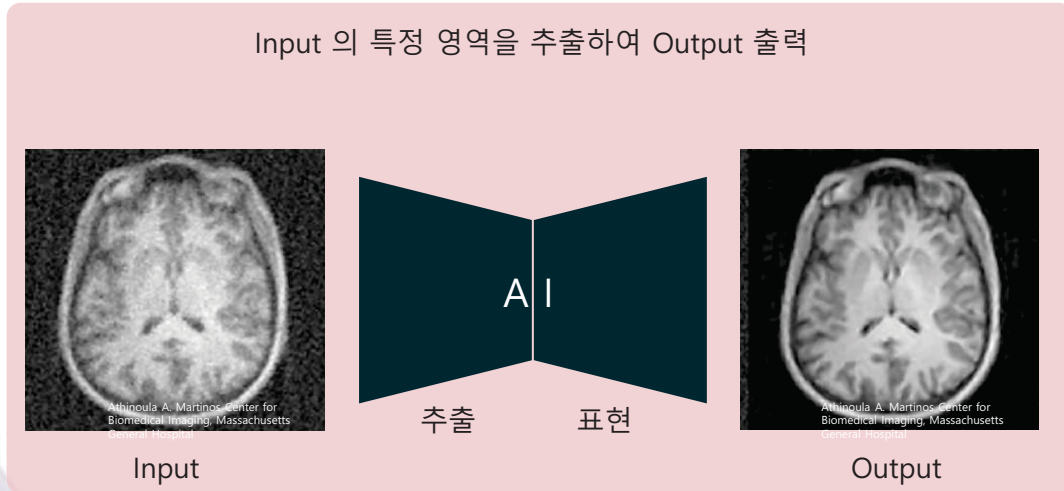


Output

12

학습목표에 따른 인공지능 분류

Classification vs Segmentation vs Detection vs **Generation**



13

CNN(Convolutional Neural Network)

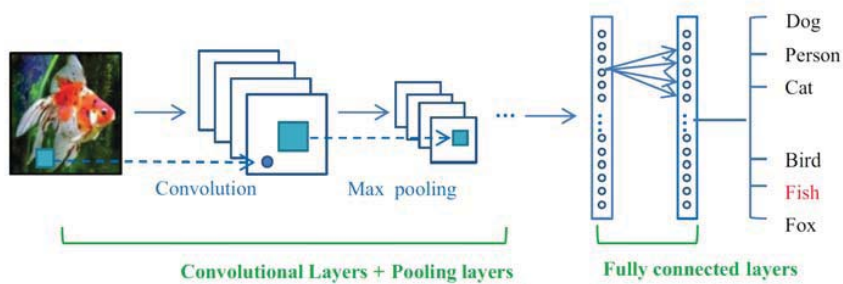


Fig. 2. The pipeline of the general CNN architecture.

Ref. Guo et al. 2016

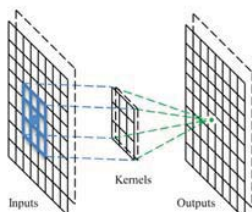


Fig. 3. The operation of the convolutional layer.

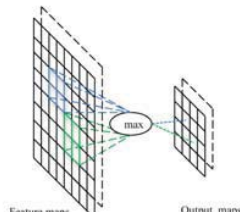


Fig. 4. The operation of the max pooling layer.

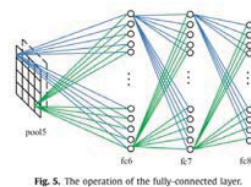


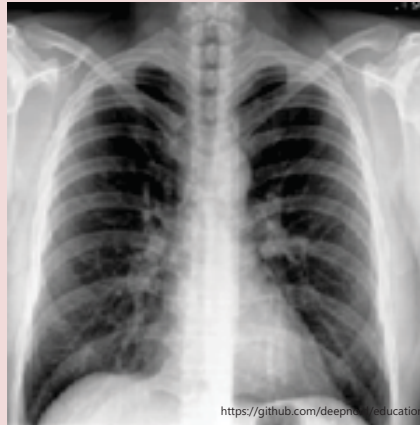
Fig. 5. The operation of the fully-connected layer.

Ref. Guo et al. 2016

14

CNN(Convolutional Neural Network)

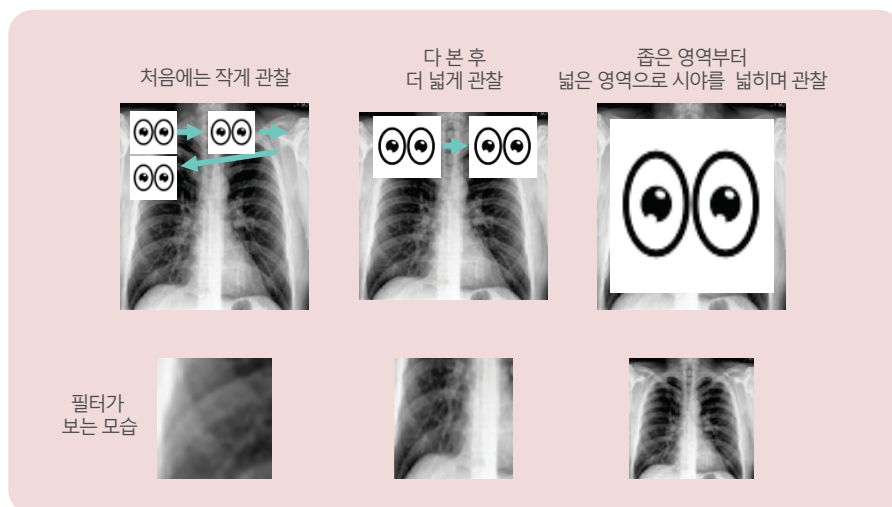
다음과 같은 이미지를 어떻게 보시나요?



15

CNN(Convolutional Neural Network) 1.기본

의료 AI 가 보는 시각

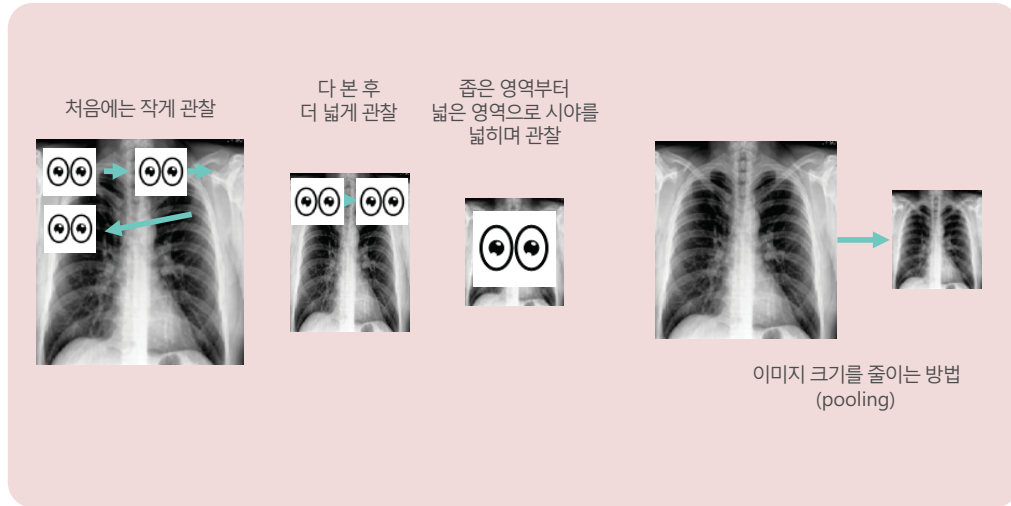


16

CNN(Convolutional Neural Network)

1.기본

필터 크기를 늘리는 대신 이미지 크기를 줄이기도 합니다.

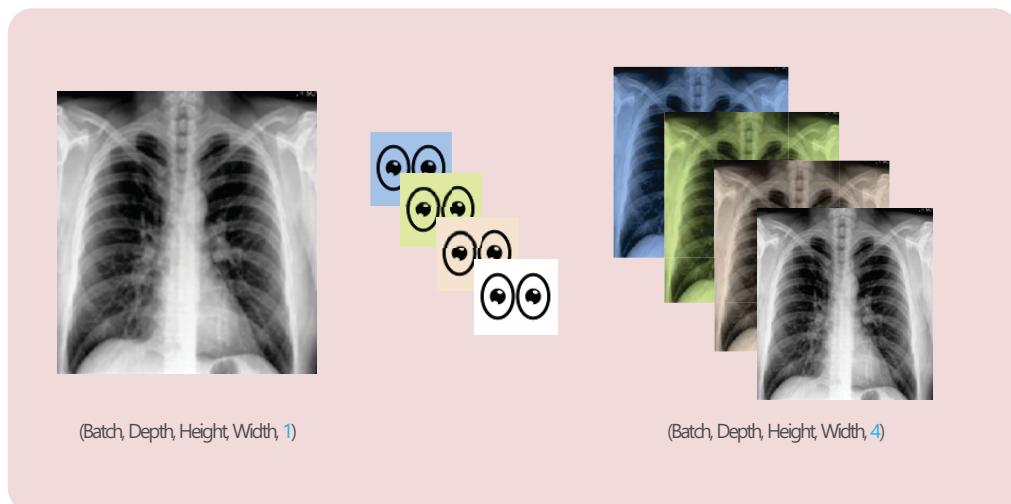


17

CNN(Convolutional Neural Network)

1.기본

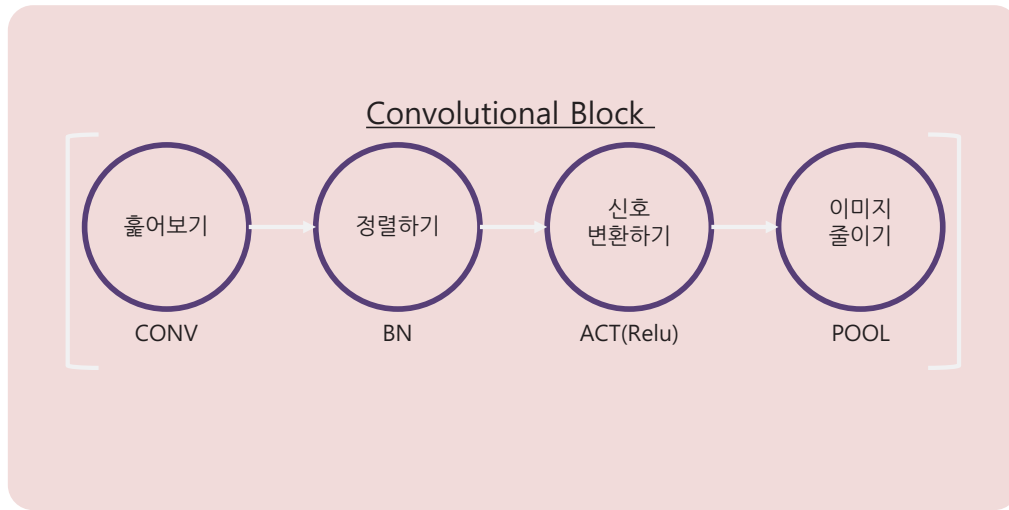
다수의 필터를 이용해 보다 많은 관점에서 정보를 얻습니다.



18

CNN(Convolutional Neural Network)

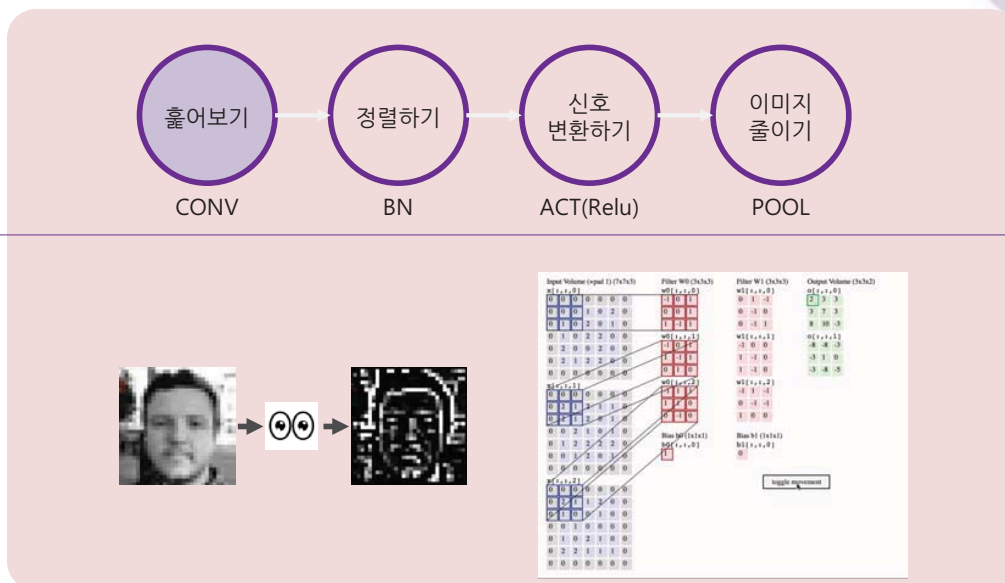
2. 구조



19

CNN(Convolutional Neural Network)

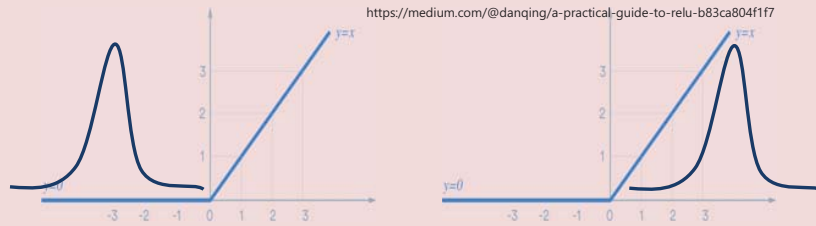
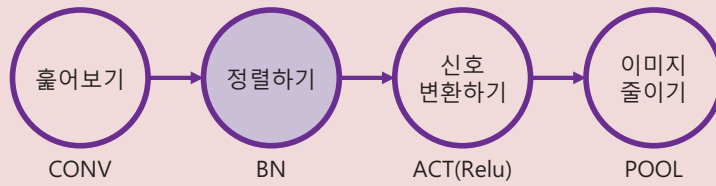
2. 구조



20

CNN(Convolutional Neural Network)

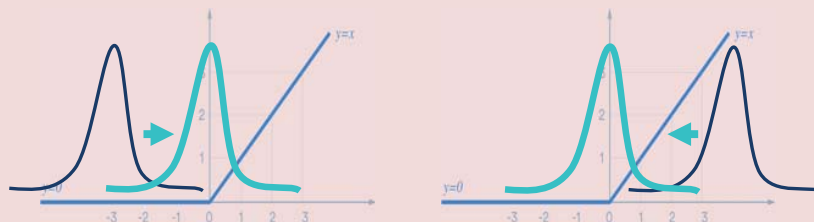
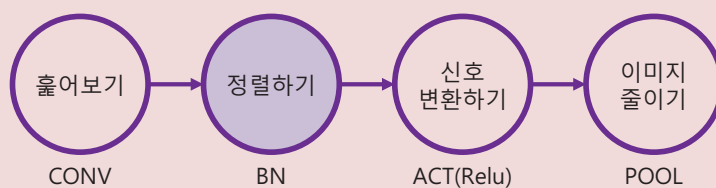
2. 구조



유의미한 신호는 남기고, 필요없는 신호는 버려 원활한 신호 전달 도움

CNN(Convolutional Neural Network)

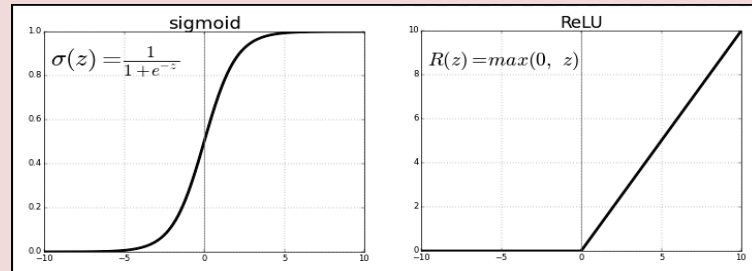
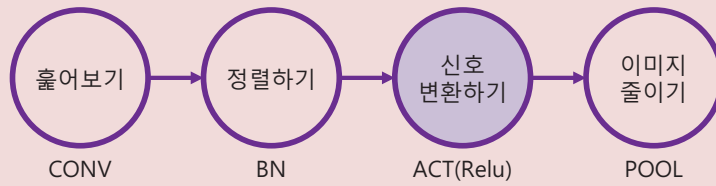
2. 구조



유의미한 신호는 남기고, 필요없는 신호는 버려 원활한 신호 전달 도움

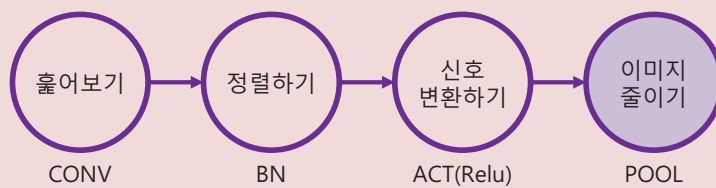
CNN(Convolutional Neural Network)

2. 구조



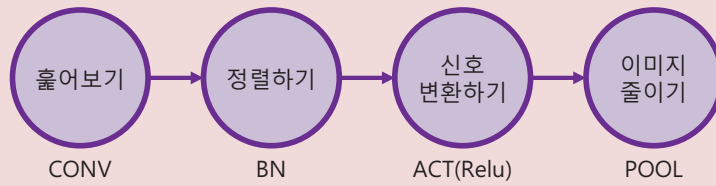
CNN(Convolutional Neural Network)

2. 구조



CNN(Convolutional Neural Network)

2. 구조



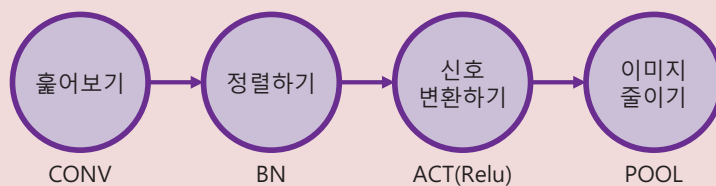
Conv. Block 를 쌓아올린 신경망 = CNN(Convolutional Neural Network)



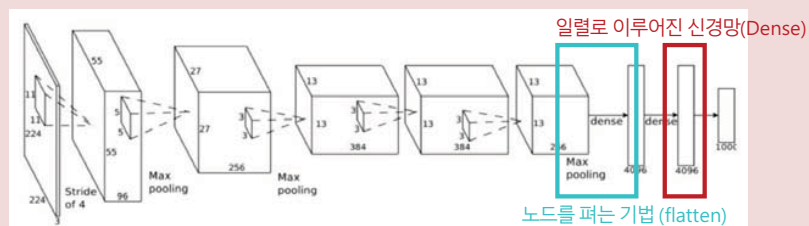
필터의 예시

CNN(Convolutional Neural Network)

2. 구조

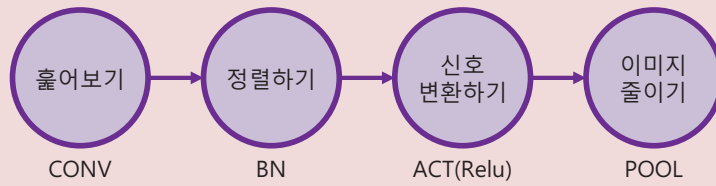


이후 모든 노드를 일렬로 편 후 최종 판단

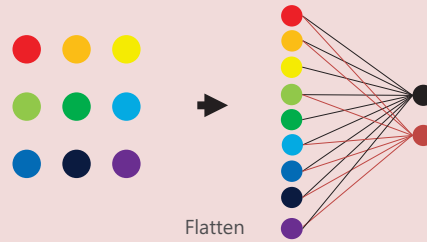
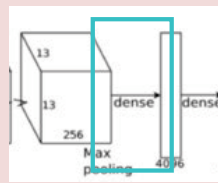


CNN(Convolutional Neural Network)

2. 구조

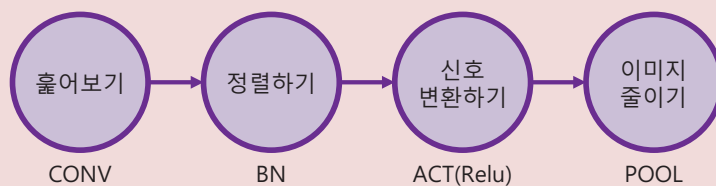


이후 모든 노드를 일렬로 편 후 최종 판단

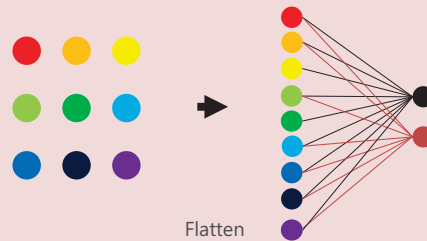
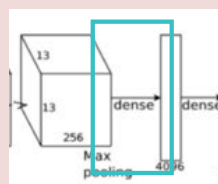


CNN(Convolutional Neural Network)

2. 구조

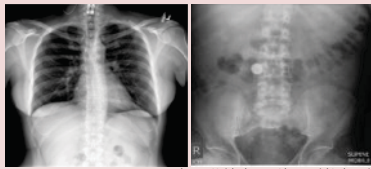


이후 모든 노드를 일렬로 편 후 최종 판단

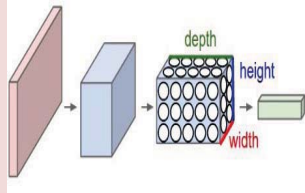


CNN(Convolutional Neural Network) :classification

Classification 모델의 Input, Label 데이터 형태



Input



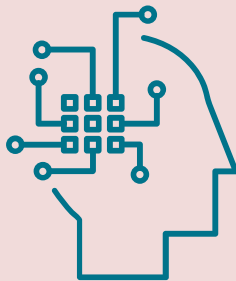
Chest X-ray(0)
or
Abdomen X-ray(1)

Label

29

CNN(Convolutional Neural Network) :classification

Binary classification 모델의 예측방식



0.85124
0 보다 1에 가까우므로
정답은 1(Abdomen)

30

CNN(Convolutional Neural Network) :classification

Multinomial classification 모델의 예측방식

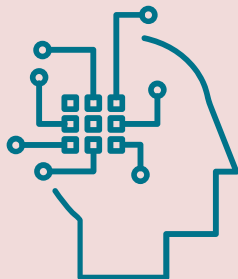


AI 모델이 강아지, 고양이, 원숭이, 닭 중
고양이를 예측하는 경우

31

CNN(Convolutional Neural Network) :classification

Multinomial classification 모델의 예측방식



제 생각에는 10%확률로 강아지, 70%확률로 고양이 ...

[강아지, **고양이**, 원숭이, 닭]

[0.1, **0.7**, 0.15, 0.05]

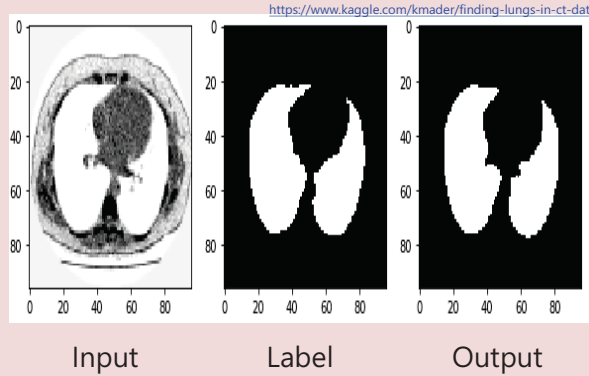
[0, **1**, 0, 0]

고양이!

32

CNN(Convolutional Neural Network) :classification

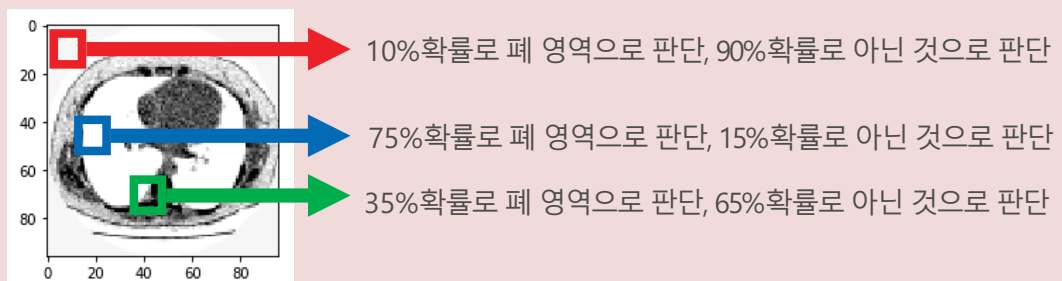
Segmentation 모델의 Input, Label 데이터 형태



33

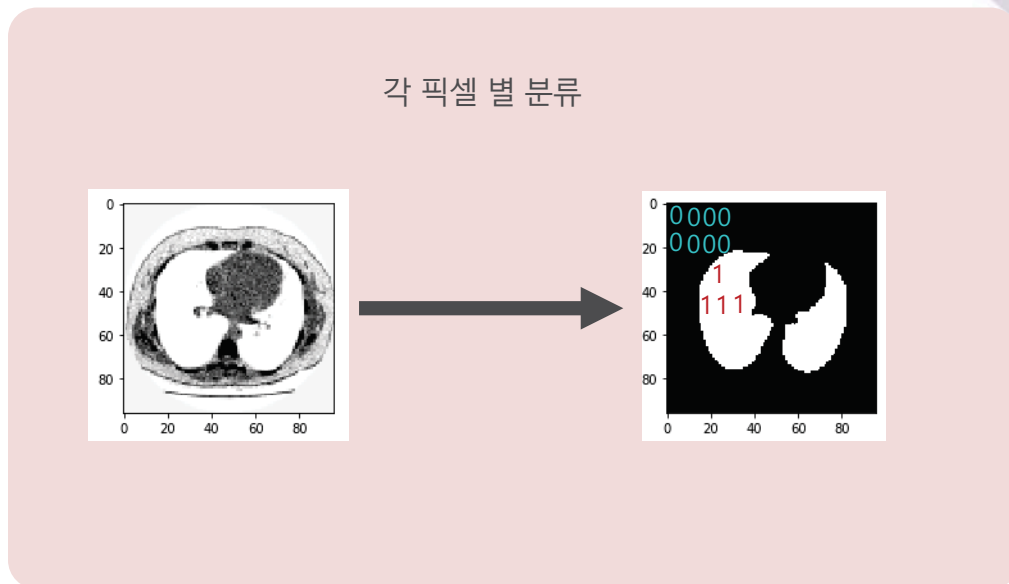
CNN(Convolutional Neural Network) :classification

Segmentation 모델의 예측방식



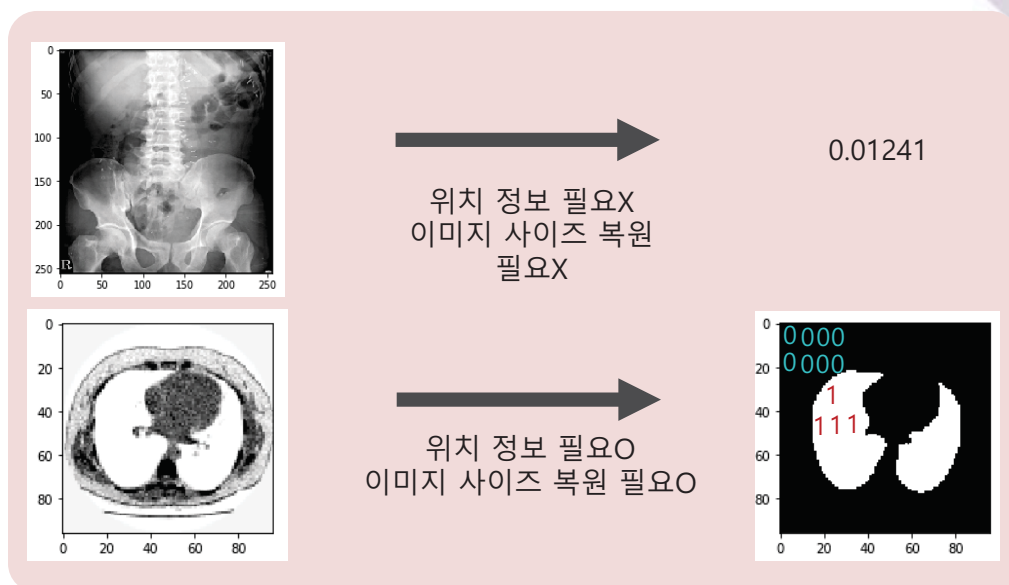
34

CNN(Convolutional Neural Network) :classification



35

CNN(Convolutional Neural Network) :segmentation



36

CNN(Convolutional Neural Network) :segmentation

37

레이블링 실습

畫龍點睛



<https://m.blog.naver.com/lsmb1015/222042570344>

THANK YOU

자료 제공을 해주신 뷰노의 정중훈팀장님과
레이블링 실습자료를 제공해주신 프로메디우스에 감사드립니다.

KSBi-BIML 2024

의료기록과 BPT 활용 기초 실전입문

실전, 기본 준비물

- 개인 ID : Open AI > API key
<https://openai.com/>
Postman > API test platform
<https://www.postman.com/>
- IDE : VS code
<https://code.visualstudio.com/>
- Python 3.6 이상 버전 (Python 3.12.1) 권장
<https://www.python.org/downloads/>

Test Response - My Workspace x OpenAI

openai.com

OpenAI

Research v API ^ ChatGPT v Safety Company v

Search Log in Try ChatGPT

Overview
Data privacy
Pricing
Docs

Creating safe AGI that benefits all of humanity

Learn about OpenAI

Pause video

https://platform.openai.com/docs/introduction

Test Response - My Workspace x OpenAI x API keys - OpenAI API

platform.openai.com/api-keys

API keys

Your secret API keys are listed below. Please note that we do not display your secret API keys again after you generate them.

Do not share your API key with others, or expose it in the browser or other client-side code. In order to protect the security of your account, OpenAI may also automatically disable any API key that we've found has leaked publicly.

NAME	KEY	CREATED	LAST USED
Secret key	sk-...Z0no	2023년 10월 24일	Never
Flask	sk-...1NCj	2023년 11월 27일	2023년 12월 4일

+ Create new secret key

Default organization

If you belong to multiple organizations, this setting controls which organization is used by default when making requests with the API keys above.

Personal

Note: You can also specify which organization to use for each API request. See Authentication to learn more.

Playground
Assistants
Fine-tuning
API keys
Files
Usage
Settings
Documentation
Help
All products
Personal

Digital transformation? 디지털 트랜스포메이션

영화산업 예시

비디오 대여점 - DVD 방

불법 다운로드

넷플릭스



The New Era of Healthcare

Big data와 ML을 통해 금융, 의료, 엔터테인먼트 등 현대생활 전면에 영향

*Netflix*는 사람들이 선호하는 영화와 시리즈를 알고 있고

*Amazon*은 사람들이 언제 어디서 어떤 항목을 사고 싶어하는지 알고 있으며

*Google*은 사람들이 검색하는 증상과 상태를 알고 있다.

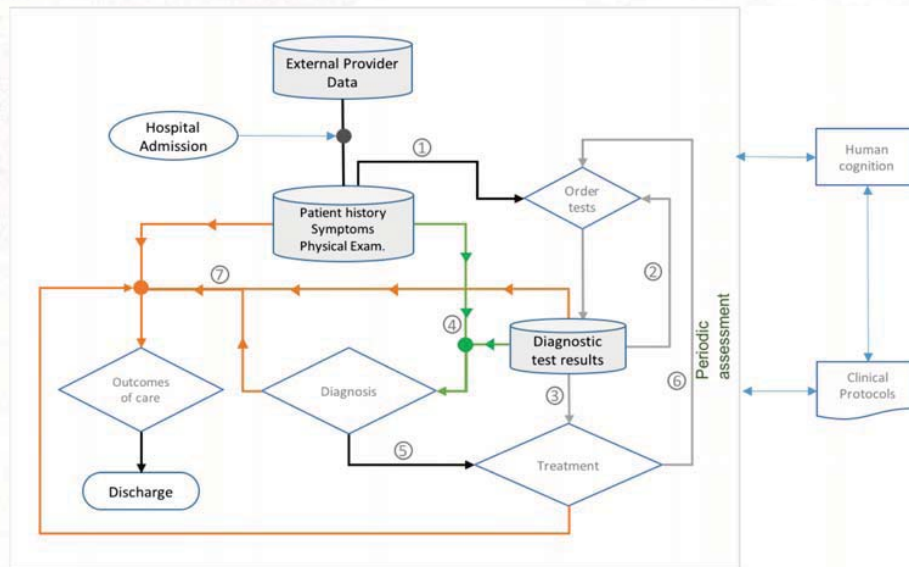
The New Era of Healthcare

- 데이터 -> 상세한 개인 프로파일링 -> 행동 이해 및 표적화
: 의료 동향 예측에 사용
- Dx to Tx, 의료의 모든 과정에서 발전방향을 제시 가능
- AI 알고리즘이 특정 작업에서 인간과 동등하거나 더 나은 성능을 발휘한다는 많은 증거
- 대형 언어모델의 등장 -> "모든 서비스 알고리즘을 대화로 처리할 수 있다."
- AGI 시대의 도래 가능성

 AlphaGo



알고리즘에 입각한 CDSS ex.



Large language model



ChatGPT 3.5



Examples

"Explain quantum computing in simple terms" →

"Got any creative ideas for a 10 year old's birthday?" →

"How do I make an HTTP request in Javascript?" →



Capabilities

Remembers what user said earlier in the conversation

Allows user to provide follow-up corrections

Trained to decline inappropriate requests



Limitations

May occasionally generate incorrect information

May occasionally produce harmful instructions or biased content

Limited knowledge of world and events after 2021

ChatGPT 4



How can I help you today?

Give me ideas for what to do with my kids' art

Show me a code snippet of a website's sticky header

Come up with concepts for a retro-style arcade game

Recommend activities for a team-building day with remote employees

프롬프트 지니가 자동으로 번역을 해드릴게요!



맞지 않다면 커주세요. GPTers 커뮤니티

번역해서 질문

ChatGPT can make mistakes. Consider checking important information.



A shortage of healthcare practitioner



- 아직 전세계적으로 많은 국가에서 의사의 부족을 경험
- 의료기관은 진료지원 어플리케이션 도입
- 무선기술과 스마트폰의 발전으로 모니터링 앱과 검색 플랫폼으로 주문형 의료서비스의 기회 제공 하며 새로운 형태의 의료 제공
- 원격으로 제공되는 서비스들을 통한 의료비용 절감의 결과

AI based medical environment

- AI를 통한 의료 운영과 전달 체계의 개선이 중점
- 2026년에 미국의 연간 의료 비용을 1,500억 달러까지 절감할 수 있는 것으로 추정
- 비용 절감의 상당 부분은 의료 모델을 사전 예방적 접근 방식으로 변경하는 데서 비롯되며 질병 치료보다 건강 관리에 중점

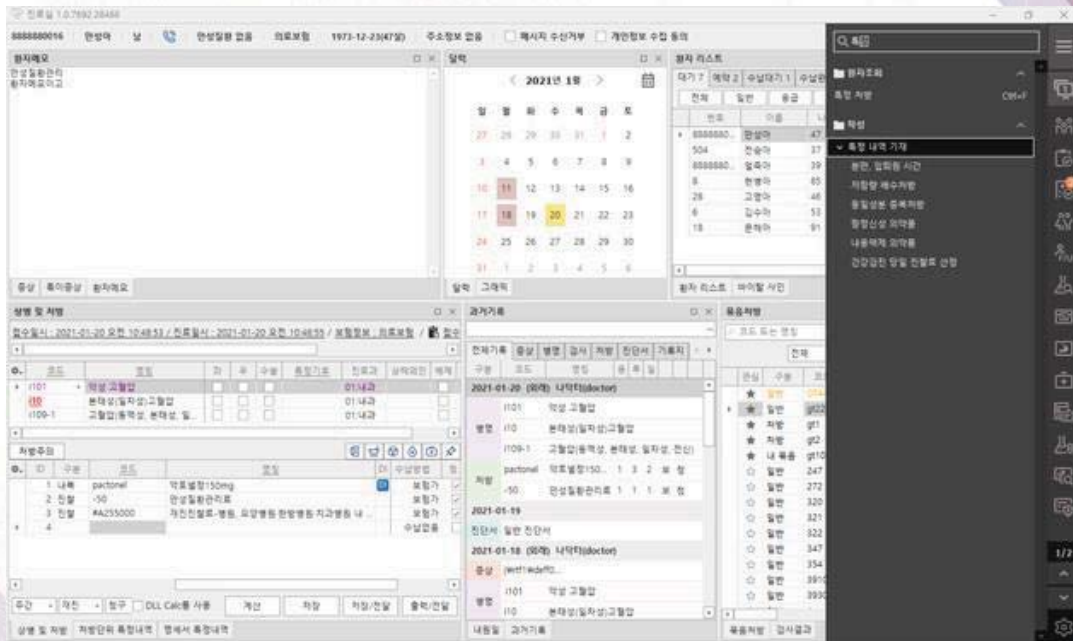
AI based medical environment

- 입원 횟수, 의사 방문 횟수 및 처치 횟수의 감소
 - AI 기반 기술은 지속적인 모니터링과 코칭을 통해 사람들이 건강을 유지하는 데 중요한 역할
- 조기 진단, 맞춤형 치료 및 보다 효율적인 후속 조치를 보장

Intelligent personal health records

지능형 개인건강기록

- 의사중심 작성 개인건강기록 vs 실제 환자를 대변하는 정보
- 자기관리와 Result의 향상을 위하여 patient-oriented PHR의 필요성
- PHR의 목표는
환자가 자기 상태를 관리할 충분한 자유를 허용함과 동시에
임상에서 긴급하고 중요한 작업을 수행할 시간 확보

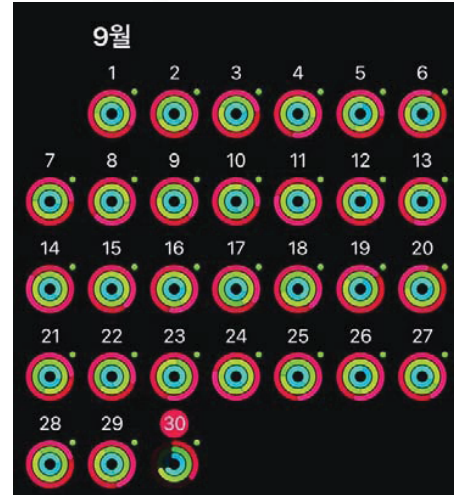
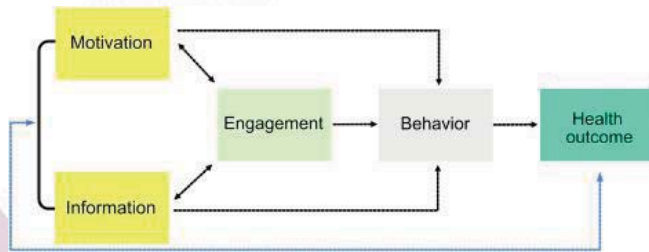


Health monitoring and wearables

- 다양한 조건에서 신체정보를 지속적으로 측정
- 여러 과학기술들과 연결고리로서 역할
 - biomedical engineering, materials science, electronics, computer programming, and data science, etc.

Health monitoring and wearables

- Gamification



Remote monitoring

- 질환의 징후를 바로 감지하여 임상적 이득을 제공
- 만성질환 노인 - 일상을 지속하면서 의료진과 소통

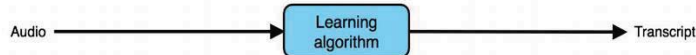
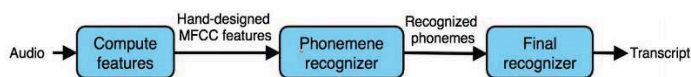
: 환자와 의료진의 협력을 통한 임상결과 개선 기회 제공

Natural language processing

- 자연어 처리는 기계와 인간의 상호작용으로 인간의 언어를 이해하는 능력
- 정보 추출, 비정형 데이터를 정형 데이터로 변환, 데이터 및 문서 분류와 같은 작업에 사용.

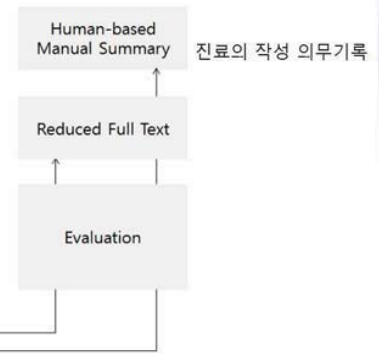
Cf. 비언어적 표현으로 정리된 EMR을 다시 언어로 바꾸는 과정과 그 역행이 반복되는 진료실 환경에서 의사 자원 소모

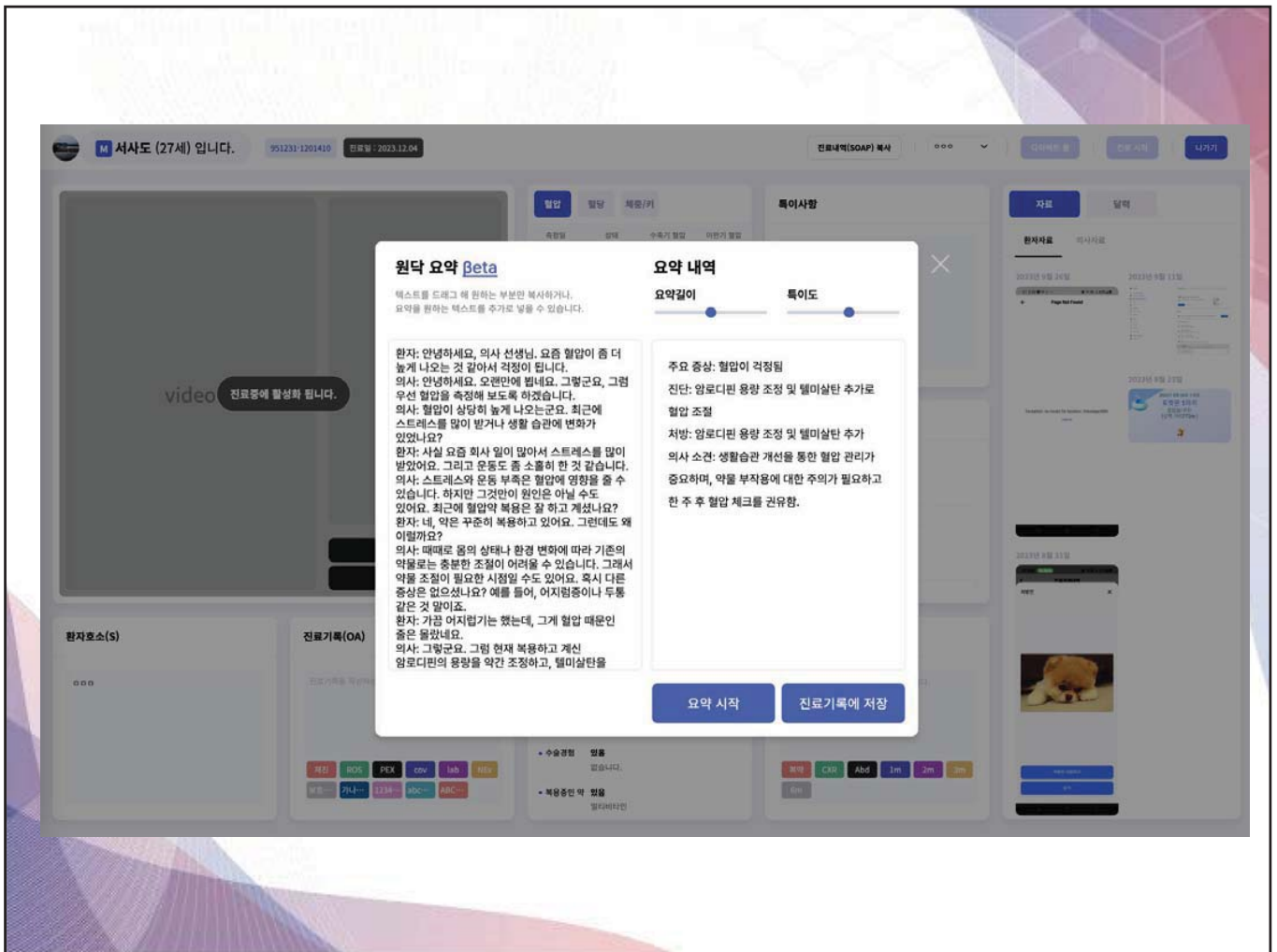
Natural language processing



Full Text
 A **Markov chain** is a **stochastic model** describing a **sequence** of possible events in which the probability of each event depends only on the state attained in the previous event

Automatic Summarization
 AI 작성 의무기록 초안





Illustrative example for identifying ICD-10 code "H40.1121" XX: ICD-10 mapping

Disease category (H40) → **Glaucoma** is a chronic condition in which fluid buildup causes increased pressure in the **eye**. This increased pressure can affect the optic nerve, potentially causing structural damage to the optic nerve fiber and visual field loss. The most common form of glaucoma is called **open-angle glaucoma**. Glaucoma can result in visual impairment when left untreated.

Etiology (.11) → Intraocular pressure (IOP) is the only risk factor for glaucoma that is currently **treatable**. Research has shown that lowering IOP can reduce the progression of loss of vision.

Body part, (.002) → **eye**

Extension (.0001) → **treatable**

Text from clinical guidance extract	ICD-10 nomenclature	ICD-10
Glaucoma	Disease category	H40
Open angle	Etiology	0.11
Eye	Body part	0.002
Treatable	Extension	0.0001

= H40.1121 (Glaucoma/Primary open-angle/Left eye/Mild stage)

Application of NLP in Healthcare system

1. 청구 : EMR에서 정보를 추출하고 청구 프로세스에 대한 코드를 할당.
2. 승인 인증 : 의사 기록의 정보를 사용하여 지연 및 행정 오류를 방지.
3. 임상 의사 결정 지원 : 필요할 때 의료 팀 구성원의 의사 결정 지원
4. 수행 평가 : 치료에 대한 임상 지침 제공 및 적절한 지침을 수집.

Integration of personal records

- EMR 도입 이후 각 환자에 대한 대규모 정보 데이터베이스가 구축
- 서로 다른 질병 영역 내에서 경향성을 식별하는 데 집합적으로 사용
- EMR 데이터베이스에는 병원 진료 이력, 진단 및 중재 기록, 실험실 테스트, 의료 이미지 및 임상대화가 포함
 - 예측모델 구축에 충분한 데이터

Integration of personal records

- AI도구의 성숙에 따라 관련 질병 영향 및 과거/미래 사건의 상관관계를 연결하는 모든 정보를 추출 가능

㉔. 환자가 건강해서 내원하지 않을 때의 데이터가 갖는 가치는?

Integration of personal records

- EMR을 위한 AI의 적용은 여전히 매우 제한적
- 대규모 데이터베이스를 사용하여 새로운 추세를 감지하고 건강 결과를 예측
- 현재 응용 프로그램에는 텍스트 담화에서 데이터 추출, 의료 테스트 데이터를 기반으로 하는 예측 알고리즘, 개인 병력을 기반으로 하는 임상 의사 결정 지원이 포함

Integration of personal records

- 다양한 건강 애플리케이션과 통합할 수 있는 잠재력
- 현재 시 의료 애플리케이션은 독립형인 경우가 많으며 상당수 영상 진단과 원격 환자 모니터링을 사용한 질병 예측에 자주 사용.
- 독립 실행형 애플리케이션을 EMR 데이터와 통합하면 개인 의료 데이터 및 이력은 물론 대규모 통계 참조 라이브러리를 추가하여 분류 및 예측을 보다 정확하고 강력하게 만들어 훨씬 더 큰 가치를 제공.

Integration of personal records

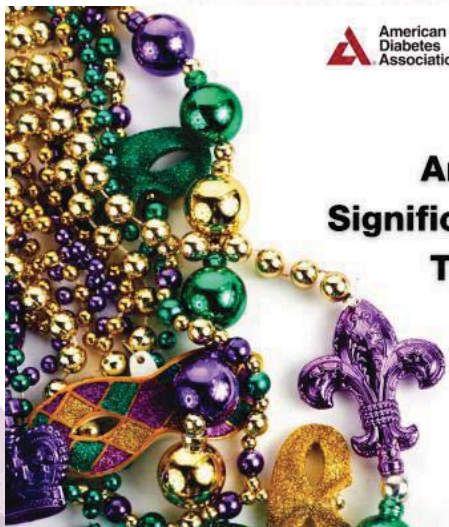
- Cerner, Epic, Athena EMR 시스템에 NLP와 같은 AI 기능을 추가 라이브러리에 저장된 데이터에 더 쉽게 액세스하고 추출 중.
- 원격 의료 및 원격 모니터링 애플리케이션과 EMR 데이터의 통합
- 데이터 통합 전송은 EMR 시스템에 원격 모니터링 데이터 추가를 포함하여 양방향으로 진행

Integration of personal records

- 미국에서만 운영되는 천 개 이상의 EMR 공급자와 함께 다양한 운영 체제와 접근 방식을 사용.
- EMR 기록을 자체적으로 통합하는 것은 큰 도전 과제이며 시스템의 상호 운용성은 데이터에서 최상의 가치를 얻는 데 중요.

- 17개국의 12억 6천만 환자 기록을 통합한 DHDSI(관찰 건강 데이터 과학 및 정보학)를 비롯한 여러 국가에서 EMR 데이터를 수집하기 위한 다양한 국제적 노력.

Digital Twin Platform



82ND SCIENTIFIC SESSIONS

June 04, 2022
| New Orleans, Louisiana

**Artificial Intelligence Offers
Significant Rate of Remission for
Type 2 Diabetes Compared
to Standard Care**

Digital Twin Platform

Researchers **conducted a randomized controlled trial** designed to determine the effect of **Twin Precision Treatment technology (TPT)** versus standard care (SC) on change in A1C and type 2 diabetes remission at 90-day intervals. The TPT intervention uses the **Whole-Body Digital Twin Platform**, with AI and Internet of Things, to integrate multi-dimensional data to give precision nutrition, sleep, activity, and breathing guidance via the TPT app and coaches.

Baseline mean age, diabetes duration, and A1C obtained in 319 patients were 45 years old ($\pm 9.7y$), 3.9 years (± 2.9 years), and 9% ($\pm 1.9\%$), respectively. Interim analysis of 262 patients (TPT n=199; SC n=63) who reached 180 days showed **94.9% (189/199) of TPT patients achieved an A1C less than 6.5%** on no medications or metformin only; **83.9% (167/199) achieved diabetes remission based on ADA criteria**. All nine insulin-using patients stopped insulin before 90 days. The TPT intervention in patients with type 2 diabetes allowed for significant reduction in A1C, diabetes remission (~84%), and improvement in multiple metabolic parameters at six months.

Digital Twin Platform

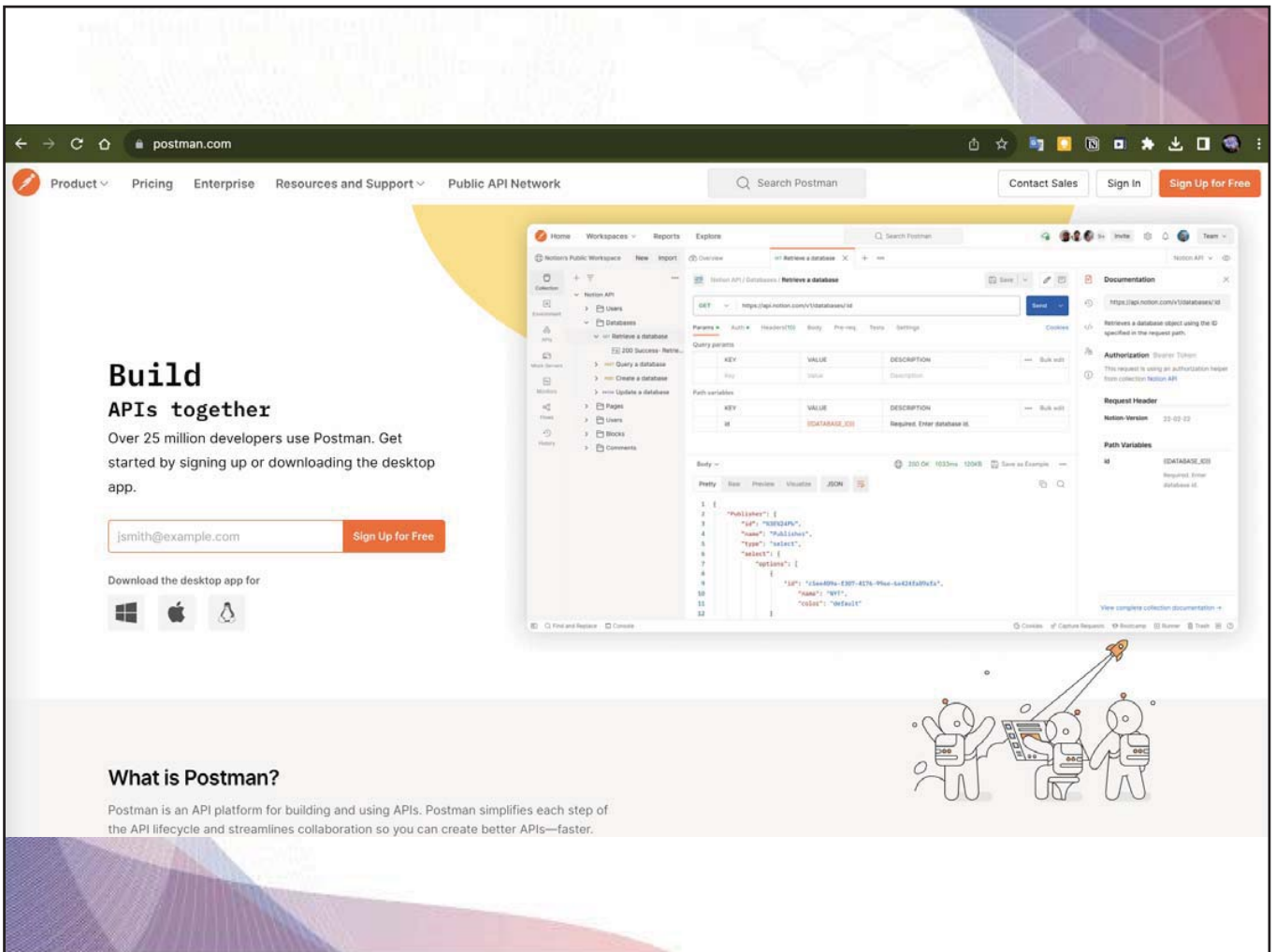
Table: Mean baseline and 180 day secondary outcome measures in the TPT and SC groups

Clinical & Biochemical parameters	TPT Group				SC Group			
	Baseline Mean (SD)	180 days Mean (SD)	Mean difference (SD)	P value	Baseline Mean (SD)	180 days Mean (SD)	Mean difference (SD)	P value
HbA1C (%)	9.0 (1.8)	5.7 (0.5)	-3.3 (1.8)	<0.001	8.5 (2.0)	8.1 (1.7)	-0.4 (1.4)	0.0279
Fasting Plasma Glucose (mg/dl)	170.2 (59.9)	95.9 (18.2)	-74.3 (60.4)	<0.001	159.8 (62.5)	155.0 (60.2)	-6.3 (85.4)	0.552
Time In Range (TIR) (%)	52.8 (32.3)	81.1 (20.3)	28.3 (40.4)	<0.001	61.2 (29.2)	51.6 (25.2)	-10.0 (24.8)	0.003
TAR1 (%)	24.9 (17.3)	1.2 (2.9)	-23.7 (17.6)	<0.001	19.9 (15.7)	21.4 (14.1)	1.5 (17.0)	0.472
TAR2 (%)	19.3 (25.9)	0.1 (1.2)	-19.2 (25.9)	<0.001	15.4 (24.4)	23.7 (24.5)	8.3 (20.0)	0.001
GMI (%)	7.7 (1.6)	5.6 (0.4)	-2.2 (1.5)	<0.001	7.3 (1.7)	7.7 (1.4)	0.4 (1.4)	0.0432
CV (%)	23.3 (6)	17.1 (5.4)	-6.2 (7.2)	<0.001	24.6 (5.4)	22.7 (4.6)	-1.9 (5.6)	0.0096
SBP (mmHg)	127.3 (11.4)	116.9 (10.4)	-10.4 (9.8)	<0.001	132.3 (17.1)	130.1 (14.9)	-2.2 (17.1)	0.3126
DBP (mmHg)	84.7 (7.3)	78.1 (7.1)	-6.6 (7.1)	<0.001	86.9 (11.0)	84.0 (9.4)	-2.9 (10.7)	0.0361
Weight (kg)	78.5 (14.2)	67.7 (11.4)	-10.7 (5.9)	<0.001	72.3 (12.7)	72.0 (12.1)	-0.3 (3.4)	0.5503
BMI (kg/m ²)	27.3 (4.4)	23.5 (3.5)	-3.8 (2.2)	<0.001	28.1 (4.2)	28.1 (4.1)	-0.007 (1.5)	0.9703
WC (cm)	97.7 (11)	86.7 (7.8)	-10.9 (6.8)	<0.001	94.8 (10.9)	95.3 (12.2)	0.5 (10.9)	0.7219
LDL-C (mg/dL)	127.5 (38.1)	130 (37.9)	2.5 (40.5)	0.387	116.7 (31.8)	115.7 (34.9)	-1.0 (28.7)	0.7733
HDL-C (mg/dL)	34.8 (6.9)	43.3 (8.9)	8.5 (8.2)	<0.001	35.4 (7.0)	35.3 (7.4)	-0.01 (5.1)	0.8727
TG/HDL	7.1 (7.5)	3.2 (2.1)	-3.9 (2.1)	<0.001	6.4 (3.6)	7.0 (5.5)	0.5 (4.7)	0.3684
TG (mg/dL)	223.5 (181.5)	128.7 (72.3)	-94.8 (172.8)	<0.001	214.2 (97.1)	222.0 (128.9)	7.8 (100.6)	0.5403
HOMA 2IR (%)	1.9 (0.9)	1 (0.5)	-0.9 (0.8)	<0.001	1.9 (1.0)	2.2 (1.4)	0.3 (1.2)	0.0968
HOMA 2B (%)	51.5 (30.6)	88 (31.3)	36.5 (38.5)	<0.001	60.4 (38.5)	66.9 (41.6)	6.4 (40.2)	0.2101
NAFLD Fibrosis Score	-2.3 (1)	-3.3 (1.1)	-1 (1.1)	-1.9 (1.2)	-2.1 (1.3)	-0.2 (0.8)	0.0166	-1.9 (1.2)
NAFLD Liver Fat Score	0.7 (1.8)	-1.6 (1)	-2.3 (1.7)	0.8 (2.1)	0.9 (1.9)	0.2 (2.1)	0.5871	0.8 (2.1)
Urine Microalbumin to Creatinine ratio (mg/g)	39.6 (98.8)	15.6 (60.9)	-23.9 (89.8)	<0.001	31.1 (60.2)	41.6 (115.0)	10.5 (86.0)	0.3363

Unified Medical Operating System

- 의료솔루션의 지향점
- 비디오대여점이 될 것인가? 아니면 Netflix가 될 것인가?
- 미래의 의료인이 진출해야 하는 분야는?
- 아이디어를 현실로 만들어내는 기술의 대중화로 가속화된 의료혁명.

실습 1. GPT 서버와 직접 대화하기



postman.com

Product Pricing Enterprise Resources and Support Public API Network

Search Postman

Contact Sales Sign In Sign Up for Free

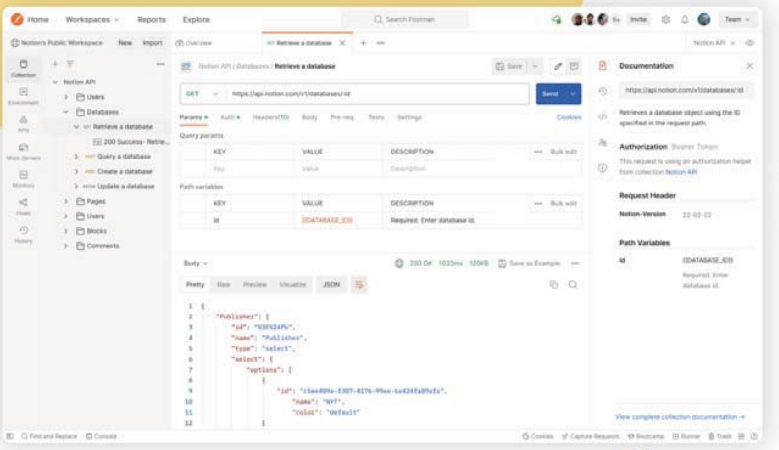
Build APIs together

Over 25 million developers use Postman. Get started by signing up or downloading the desktop app.

jsmith@example.com [Sign Up for Free](#)

Download the desktop app for

Windows Apple Linux



Home Workspaces Reports Explore

REST API / Databases Retrieve a database

Method: GET URL: https://api.postman.com/v1/databases/id

KEY	VALUE	DESCRIPTION
id	{ID}	Required. Enter database id.

Body:


```
{
  "collection": {
    "id": "12345678",
    "name": "Postman",
    "type": "collection",
    "description": "Postman",
    "api": {
      "id": "12345678-9012-3456-7890-123456789012",
      "name": "Postman",
      "description": "Postman"
    }
  }
}
```

Documentation: Retrieve a database object using the ID specified in the request path.

Authorization: Bearer Token

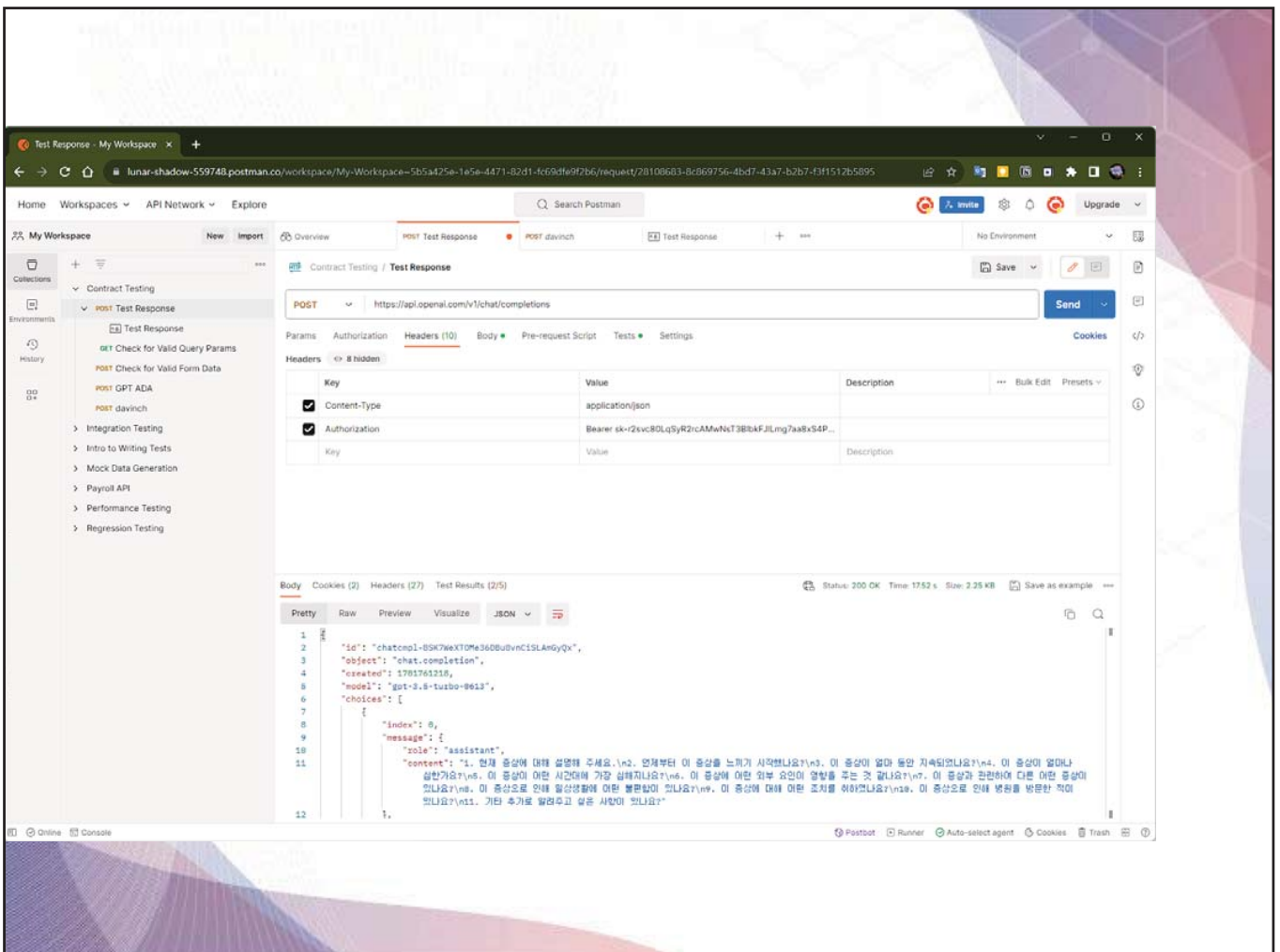
Request Header: None

Path Variables: id (ID)



What is Postman?

Postman is an API platform for building and using APIs. Postman simplifies each step of the API lifecycle and streamlines collaboration so you can create better APIs—faster.



Test Response - My Workspace

lunar-shadow-559748.postman.com/workspace/My-Workspace-5b5425e-1e5e-4471-82d1-4c69d9f72b6/request/28108663-8c869756-4bd7-43a7-b2b7-f3f1512b5895

Home Workspaces API Network Explore

Search Postman

My Workspace

Contract Testing / Test Response

Method: POST URL: https://api.openai.com/v1/chat/completions

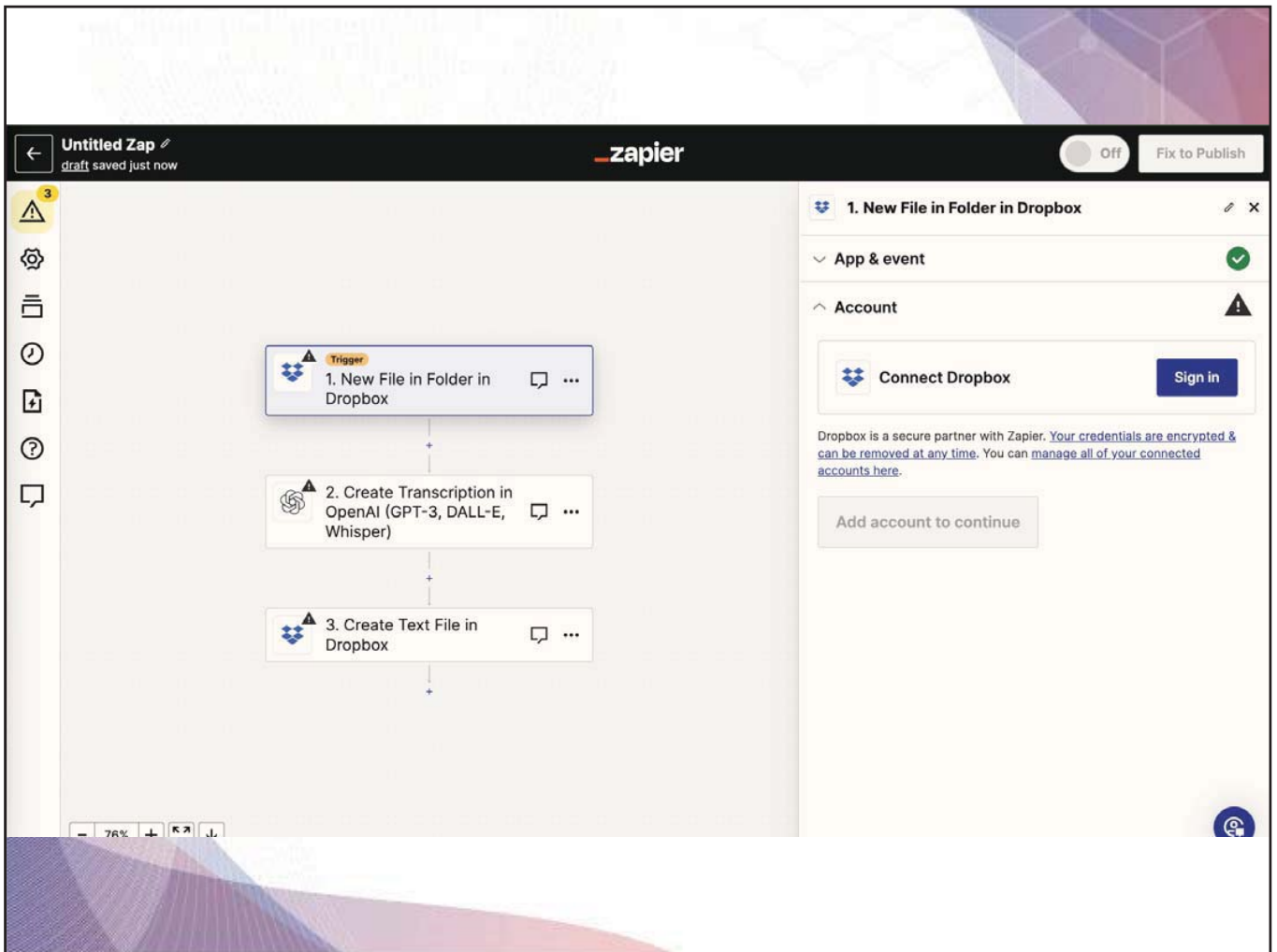
Params: Authorization

Key	Value	Description
Content-Type	application/json	
Authorization	Bearer sk-2kvc8DLq5yR2iCAMwNt3BbKfJlmg7a8xS4P...	

Body:

```
{
  "model": "gpt-3.5-turbo-0613",
  "messages": [
    {
      "role": "assistant",
      "content": "1. 현재 중상에 대해 설명해 주세요. 2. 현재부터 이 중상을 느끼기 시작했나요? 3. 이 중상이 얼마 동안 지속되었나요? 4. 이 중상이 얼마나 심한가요? 5. 이 중상이 어떤 시간대에 가장 심해지나요? 6. 이 중상이 어떤 외부 요인에 영향을 주는 것 같나요? 7. 이 중상과 관련하여 다른 어떤 증상이 있나요? 8. 이 중상으로 인해 일상생활에 어떤 불편함이 있나요? 9. 이 중상에 대해 어떤 조치를 취했나요? 10. 이 중상으로 인해 병원을 방문한 적이 있나요? 11. 기타 추가로 알려주고 싶은 사항이 있나요?"
    }
  ]
}
```

Status: 200 OK Time: 1752 ms Size: 2.25 KB



실습 2. 파이선 코딩을 통한 데이터 입력/처리 기초

The image features a white background with a faint, light-colored map of South America on the left side. To the right of the map, there is a pattern of light gray hexagons. The bottom and right edges of the image are decorated with abstract, overlapping shapes in shades of purple, blue, and red. The word "Question?" is written in a bold, blue, sans-serif font in the upper left quadrant.

Question?