

인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 v1.0

2021. 2

>>>

>>>



과학기술정보통신부

NIA 지능정보원
한국지능정보사회진흥원



한국정보통신기술협회
Telecommunications Technology Association

발 간 사

지능정보사회로의 패러다임 대 전환기를 맞아, 정부는 4차 산업혁명의 성공이 고도의 인공지능 기술 확보 및 데이터와 인공지능 간 유기적인 융합에 달려있다고 선언하는 등 인공지능 및 데이터의 가치와 중요성을 그 어느 때보다 강조하고 있습니다.

과학기술정보통신부와 한국지능정보사회진흥원은 지능정보기술의 혁신 잠재력을 극대화하여 국가사회 전반의 혁신 성장과 사회적 가치 실현에 기여하는 디지털뉴딜 핵심 사업중 하나인 인공지능 학습용 데이터 구축 사업을 통해 다양한 분야(자연어, 헬스케어, 자율주행, 농축수산, 국토환경, 미디어, 안전 등)의 인공지능 학습용 데이터를 구축하여 민간에 개방하는 등 가시적 성과를 내고 있습니다.

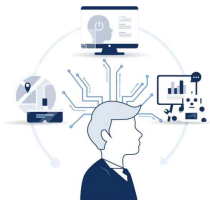
금번 발간되는 ‘인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 v1.0’은 구축사업 전체 생애주기 관점에서 사업 참여기관이 실제 학습용 데이터 구축 시 품질관리 전반에 대해 참고하고 활용할 기준서의 역할을 수행할 수 있을 것입니다.

특히 인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 다수의 사업 참여기관들이 직면한 어려움 중 하나인 기관 자체의 품질관리 역량 확보 문제와 사업 전체 관점에서의 품질관리 수행에 크게 도움이 될 것입니다.

본 가이드라인이 인공지능 학습용 데이터 품질관리 현장에서 잘 활용되어 품질관리 수준을 획기적으로 향상시킴으로써 구축된 데이터가 가치 있게 활용될 수 있는 기회가 되기를 기대합니다.

2021년 2월

한국지능정보사회진흥원장 문 용 식



C/ontents

I. 총 론

제1장 추진 배경 및 목적	1
1. 추진배경	1
2. 목적	2
제2장 가이드라인 v1.0 구성 및 활용	4
1. 가이드라인 구성	4
2. 가이드라인 활용	6
제3장 인공지능 학습용 데이터 품질관리 이해	8
1. 개요	8
2. 인공지능 학습용 데이터의 구축과정	9
3. 인공지능 학습용 데이터의 특성	11
4. 인공지능 학습용 데이터의 생애주기	13
5. 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 영역	14

II. 품질관리체계

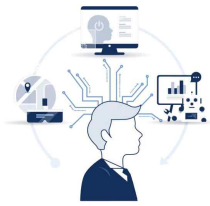
제1장 개요	17
1. 품질관리 원칙	17
2. 품질관리 모델	18
3. 생애주기별 품질관리 활동	20
4. 품질관리 조직의 구성	21



제2장 계획단계 품질관리	26
1. 개요	26
2. 품질관리 계획의 수립	26
제3장 구축단계 품질관리	28
1. 개요	28
2. 구축데이터 품질관리	30
3. 구축 단계별 품질관리	34
제4장 운영 · 활용단계 품질관리	37
1. 개요	37
2. 운영단계 품질관리	37
3. 활용단계 품질관리	39

III. 품질관리 기준

제1장 개요	41
1. 목적 및 범위	41
2. 품질관리 지표 정의	41
제2장 품질관리 지표	43
1. 지표 구성	43
2. 세부 지표	49
3. 검사 기준	53



C/ontents

IV. 품질검사 방법

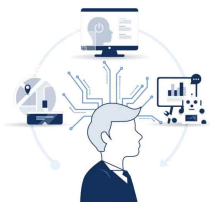
제1장 개요	103
1. 목적 및 범위	103
2. 품질검사 수행 절차 및 범위	104
제2장 구축단계 품질검사 방법	107
1. 개요	107
2. 검사 절차	107
3. 검사 방법	110
제3장 운영 · 활용단계 품질검사 방법	116
1. 검사대상 정의	116
2. 품질검사 수행	119
3. 검사결과 분석	121
4. 개선 수행	124
5. 품질 통제	129

V. 부 록

1. 용어 정의	133
2. 관련 서식	139
3. AI Hub 데이터 서비스 제공을 위한 공통 요청사항	151
4. 품질검증 관련 문서	157



표 I-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 구성 체계	5
표 I-2. 인공지능 학습용 데이터와 DB 데이터의 비교	12
표 II-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 원칙	17
표 II-2. 원시데이터의 품질 특성	31
표 II-3. 라벨링 데이터 품질 확보 방법 (예시)	33
표 II-4. 획득단계 품질확보 방안	34
표 II-5. 학습데이터셋의 운영단계 품질검사 기준	38
표 III-1. 품질관리 지표 정의	46
표 III-2. 품질관리 세부지표 정의	49
표 III-3. 품질관리 기준 정의	50
표 III-4. 준비성 품질지표 구성	53
표 III-5. 완전성 품질지표 구성	65
표 III-6. 유용성 품질지표 구성	68
표 III-7. 적합성 품질지표 구성	70
표 III-8. 정확성 품질지표 구성	86
표 III-9. 유효성 성능지표 예시	91
표 IV-1. 생애주기별 품질검사 적용지표	106
표 IV-2. 구축공정과 품질지표 적용 상세	111
표 IV-3. 검사결과 분석 주요 활동	121
표 IV-4. 품질통제 주요 활동	129



그림목차

그림 I-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 체계 수립 배경 및 목적	3
그림 I-2. 인공지능 학습용 데이터의 구축과정	9
그림 I-3. 인공지능 학습용 데이터 생애주기	13
그림 I-4. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 범위	14
그림 I-5. 인공지능 학습용 데이터 품질검증 범위	16
그림 II-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 모델	18
그림 II-2. 구축사업 수행기관의 품질관리 조직 구성(안)	24
그림 II-3. 인공지능 학습용 데이터 구축사업 품질관리 체계	29
그림 II-4. 학습데이터셋 품질검사 및 개선 절차	37
그림 II-5. 품질오류 신고관리 개념도	40
그림 III-1. 데이터 품질관리 기준 수립 절차	42
그림 III-2. 품질지표 분석 대상	44
그림 III-3. 품질지표 분석 방법	45
그림 III-4. 인공지능 학습용 데이터 생애주기와 품질지표 간의 관계	48
그림 IV-1. 품질검사 및 개선 절차	104
그림 IV-2. 공정별 구축 데이터 검사 절차	108
그림 IV-3. 공정단위 검사 과정	109
그림 IV-4. 구축사업 수행기관의 품질관리 조직 구성(안)	114

I 총론

제1장 추진배경 및 목적

제2장 가이드라인 v1.0 구성 및 활용

제3장 인공지능 학습용 데이터 품질관리 이해



제1장 | 추진 배경 및 목적



1 추진배경

4차 산업혁명 시대가 도래하면서 세상이 빠른 속도로 변하고 있다. 그 중 하나인 인공지능(AI, Artificial Intelligence)의 활용이 적극적으로 다양한 비즈니스 분야에서 적용되기 시작하고 있다. 정부도 이러한 추세에 맞춰 ‘데이터 댐’ 구축을 목표로 ‘디지털뉴딜’ 사업 등 다양한 데이터 기반 정책을 추진하고 있으며, ‘데이터 댐’의 핵심 사업으로 대규모의 인공지능 학습용 데이터를 구축하고 민간에 개방함으로써 인공지능 기반의 산업 생태계 확산을 추진하고 있다.

과학기술정보통신부와 한국지능정보사회진흥원은 2017년부터 매년 ‘인공지능 학습용 데이터 구축사업’을 통해 약 21종 460만건의 인공지능 학습용 데이터를 구축하여 민간에 개방하는 등 가시적 성과를 확보하고 있으나, 이를 활용하는 수요자의 의견을 들어보면 인공지능 학습용 데이터의 품질이 낮다는 지적이 상존하고 있다.

인공지능 학습용 데이터의 품질이 사용자가 원하는 수준의 품질을 확보하지 못하는 데는 여러 가지 이유가 있지만 가장 큰 문제는 인공지능 학습용 데이터의 구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관들의 품질관리 역량이 부족한 측면이 있고, 품질관리를 체계적으로 수행하는 데 필요한 실무차원의 안내서나 길라잡이 역할을 제공하는 문서가 미흡하다는 점이다.

이에 과학기술정보통신부와 한국지능정보사회진흥원은 다년간의 인공지능 학습용 데이터 구축사업을 통해 경험하고 축적한 지식을 기반으로 실제 인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여한 수행기관 및 참여기관, 산업계 및 학계의 인공지능 및 품질관리 전문가들의 의견 수렴을 통해 인공지능 학습용 데이터 구축 및 활용을 위한 ‘인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인’을 개발하게 되었다.

2 목적

인공지능 학습용 데이터의 품질이 중요하다는 인식에 대해서는 공감대를 형성하고 있으나, 인공지능 학습용 데이터의 품질을 확보하고 이를 지속적으로 유지하거나 품질을 향상시키는데 필요한 ‘품질관리 활동은 무엇인가?’, ‘어떻게 하면 원하는 수준의 품질을 확보할 수 있는가?’에 대한 구체적인 방법이나 절차 등에 대해서는 다양한 시각이 존재한다.

또한, 최근 몇 년간 과학기술정보통신부와 한국지능정보사회진흥원이 추진하는 ‘인공지능 학습용 데이터 구축사업’에 참여하는 수행기관 및 참여기관의 품질관리 역량을 살펴보면, 인공지능 학습용 데이터 구축을 경험한 일부는 자체적인 품질관리 체계를 확보하여 운영하고 있다.

그러나, 인공지능 데이터 구축사업에 대한 이해나 경험이 부족한 수행기관들의 경우, 품질관리 역량은 낮은 것으로 판단된다. 이는 인공지능 학습용 데이터에 있어서 구축단계의 품질이 활용까지 이어지는 측면을 고려할 때 매우 중요한 품질관리 요소로 작용한다.

따라서, 본 ‘인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인’(이하 ‘가이드라인’이라 함)에서는 앞에서 언급한 문제들을 해소하는 데 주안점을 두고 ‘가이드라인’의 목적을 다음과 같이 제시한다.

첫째, 인공지능 학습용 데이터의 품질관리에 대한 이해를 바탕으로 생애 주기 전반의 품질관리에 대한 기준이 되는 문서를 제공한다. 이를 통해, 인공지능 학습용 데이터 구축 사업에 참여하는 모든 이해관계자들 간의 인공지능 학습용 데이터 품질관리에 대한 다양한 해석에서 발생하는 상호간의 의사 소통에 따른 어려움이나 혼선을 해소하고, 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 활동 등에 관한 일관된 기준을 제시한다.

둘째, 인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관의 품질관리 역량을 강화하여 고품질의 학습용 데이터를 확보하도록 도움을 주고자 한다. 이를 통해 구축단계부터 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 체계를 확보하는 데 주안점을 두었다. 따라서, 수행기관 및 참여기관의 담당자들에게 인공지능 학습용 데이터 품질관리에 필요한 실무 차원의 안내서로서의 역할을 제공할 것이다.

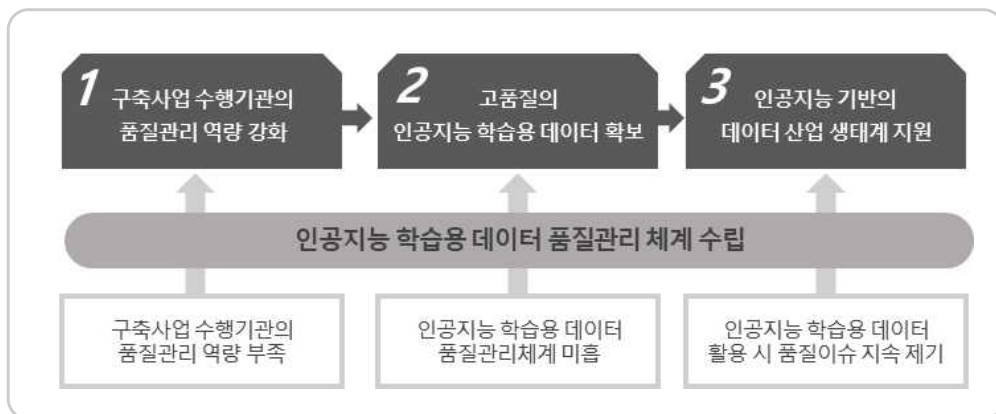


그림 I - 1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 체계 수립 배경 및 목적

제2장 | 가이드라인 v1.0 구성 및 활용



1 가이드라인 구성

본 가이드라인은 ‘Ⅰ. 총론’, ‘Ⅱ. 품질관리체계’, ‘Ⅲ. 품질관리기준’, ‘Ⅳ. 품질검사방법’, ‘Ⅴ. 부록’으로 구성되어 있다.

‘Ⅰ. 총론’에서는 본 가이드라인의 개발 배경과 목적을 설명하고, 가이드라인의 전반적인 구성체계와 인공지능 학습용 데이터 구축사업을 수행하는 수행기관 및 참여기관의 담당자가 본 가이드라인을 어떻게 활용할 수 있는지를 안내한다. 그리고 인공지능 학습용 데이터 품질관리에 대한 이해도가 낮은 경우를 감안하여 인공지능 학습용 데이터의 생애주기를 기반으로 인공지능 학습용 데이터의 품질관리가 무엇인지에 대한 개념들을 개괄적으로 소개한다.

‘Ⅱ. 품질관리체계’에서는 인공지능 학습용 데이터의 생애주기에 따라 계획, 구축, 운영, 활용으로 품질관리 영역을 구분하고, 각 영역별 주요 품질관리 활동을 설명한다.

‘Ⅲ. 품질관리기준’에서는 일련의 과정을 통해 구축하고 활용하는 인공지능 학습용 데이터가 적정한 수준의 품질을 유지하고 있는지와 이를 구축하고, 운영하는 과정에서의 인공지능 학습용 데이터에 대한 품질관리 활동이 적정한지를 판단하기 위한 품질기준을 데이터 관점과 프로세스 관점에서 제시한다.

‘Ⅳ. 품질검사방법’에서는 인공지능 학습용 데이터를 구축하고, 운영하며 활용하는 단계에서의 인공지능 학습용 데이터의 품질을 검사하고, 개선하는 일련의 절차에 대해 단계별로 구분하여 설명한다.

‘Ⅴ. 부록’에서는 본 가이드라인에서 다루는 주요 용어를 정의하고, 관련 서식을 제공한다. 또한, 인공지능 학습용 데이터 구축사업 전반의 객관적인 품질보증을 위해 수행하는 품질검증 체계를 설명한다.

표 1-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 구성 체계

Ⅰ. 총론	제1장 추진배경 및 목적
	제2장 가이드라인 구성 및 활용
	제3장 인공지능 학습용 데이터 품질관리 이해
Ⅱ. 품질관리체계	제1장 개요
	제2장 계획단계 품질관리
	제3장 구축단계 품질관리
	제4장 운영·활용단계 품질관리
Ⅲ. 품질관리기준	제1장 개요
	제2장 품질관리 지표
Ⅳ. 품질검사방법	제1장 개요
	제2장 구축단계 품질검사 방법
	제3장 운영단계 품질검사 방법
Ⅴ. 부록	1. 용어정의
	2. 관련서식
	3. AI Hub 데이터 활용환경 사용 유의사항
	4. 품질검증 관련 문서

2 가이드라인 활용

본 가이드라인은 처음부터 끝까지 읽어 볼 것을 원칙적으로 권한다. 그러나 빠르게 읽어보기를 원한다면 현재의 상황에 적합한 부분을 선택하여 읽어보고 업무에 활용할 수 있다. 본 가이드라인을 선택적으로 활용하기를 원한다면 다음과 같이 이용할 수 있다.

인공지능 학습용 데이터 품질관리에 대한 경험이 없거나 부족하다고 느낀다면, 인공지능 학습용 데이터의 생애주기 및 인공지능 학습용 데이터의 품질관리에 대한 정의부터 품질관리의 기본적인 개념이 설명되어 있는 ‘I. 총론 - 제3장 인공지능 학습용 데이터 품질관리 이해’를 읽어 보기를 권한다.

인공지능 학습용 데이터의 품질관리에 대한 이해도가 높거나 품질관리 경험이 있다면, “II. 품질관리체계”부터 읽어 볼 수 있다. 품질관리체계에서는 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 모델을 제시하고, 인공지능 학습용 데이터의 생애주기를 크게 계획, 구축, 운영, 활용 등 4개 영역으로 구분하여 각 영역별로 수행해야 할 품질관리 활동을 설명한다. 따라서 인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관의 품질관리 총괄책임자나 실무담당자는 반드시 읽어 볼 것을 권한다.

인공지능 학습용 데이터의 품질을 검사하는 담당자라면 “III. 품질관리기준”을 반드시 이해하고 있어야 한다. 품질관리 기준은 크게 프로세스 관점의 품질관리 지표와 획득, 정제, 라벨링 등 각 구축 단계별로 산출되는 데이터의 품질을 고려해서 품질지표를 정의하고, 검사방법이나 산식 등을 설명하고 있기 때문이다.

“IV. 품질검사방법”은 인공지능 학습용 데이터를 사전에 정한 품질기준에 따라 구축 단계별로 검사하는 절차와 방법을 설명하고 있다. 예를 들어 품질검사 대상을 선정하고, 품질검사 기준에서 제시된 품질지표를 활용

하여 해당 구축단계와 이를 통해 생산하는 데이터에 대해서 품질검사를 실시하고, 원인분석을 통해 품질을 개선하는 등의 절차를 의미한다. 따라서 품질검사 계획업무를 담당하는 담당자나 실제 품질검사를 실시하는 담당자는 꼭 읽어보길 권한다.

아울러 앞에서 설명한 품질관리 업무를 수행하는 데 필요한 서식과 구축 사업을 수행하면서 공통으로 참조해야 할 기준 등이 “V부록”에 포함되어 있다. 따라서 부록에서 제공하는 내용이 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 수행하는 데 있어 수행기관 및 참여기관에게 실무차원에서 도움이 될 것이다.

제3장 | 인공지능 학습용 데이터 품질관리 이해



1 개요

‘품질(Quality)’의 개념에 대해서 사전적으로는 “물건의 성질과 바탕”이라고 정의하고 있으며, 데이터 관점에서는 일반적으로는 “사용하기에 적절한 수준(Fit for use)”이라고 통용된다. 즉, 품질의 개념은 품질의 대상이 무엇인가에 따라 달라질 수 있다.

품질의 대상을 ‘인공지능 학습용 데이터’로 구체화하면 ‘인공지능 학습용 데이터 품질’이란, “인공지능 학습에 필요한 데이터의 적합성, 정확성, 유효성 등을 확보하여 사용자에게 유용한 가치를 줄 수 있는 수준”이라고 정의할 수 있다.

‘품질관리(Quality Management)’란 품질을 사용자 요구에 맞춰 지속적으로 유지하거나 향상시키기 위한 체계적인 관리와 활동을 의미한다. 이러한 품질관리 개념을 인공지능 학습용 데이터의 품질관리에 적용하면 ‘인공지능 학습용 데이터 품질관리’란, “인공지능 학습용 데이터 품질을 확보하는 데 필요한 조직, 절차, 품질기준, 품질관리 방법이나 활동 등을 정의하여 점검하고 조치하는 일련의 활동”으로 정의할 수 있다.

본 장에서는 인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 체계적으로 이해하도록 인공지능 학습용 데이터의 구축 과정과 이를 통해 생산되는 원시데이터, 원천데이터, 라벨링데이터 등을 설명하고, 인공지능 학습용 데이터가 갖는 특성을 살펴본다.

그리고 인공지능 학습용 데이터의 구축과정을 기반으로 인공지능 학습용 데이터의 생애주기를 운영 및 활용 영역까지 확대하여 정의하고, 생애주기 관점에서 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 영역을 제시한다.

2 인공지능 학습용 데이터의 구축과정

인공지능 학습용 데이터 구축과정에서 확보된 품질이 학습데이터 전체의 품질을 결정하기 때문에, 인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 위해서는 인공지능 학습용 데이터의 구축과정을 이해하는 것이 필요하다.

인공지능 학습용 데이터의 구축과정은 다양한 유형의 데이터가 사전에 정의된 목적에 따라 구축되기 때문에 구축 과정이 세부적으로는 상이할 수 있으나, 임무정의, 데이터 획득, 데이터 정제, 데이터 라벨링, 데이터 학습의 순서로 진행된다. 다음 그림은 인공지능 학습용 데이터의 일반적인 구축 과정을 도식화한 것이다.

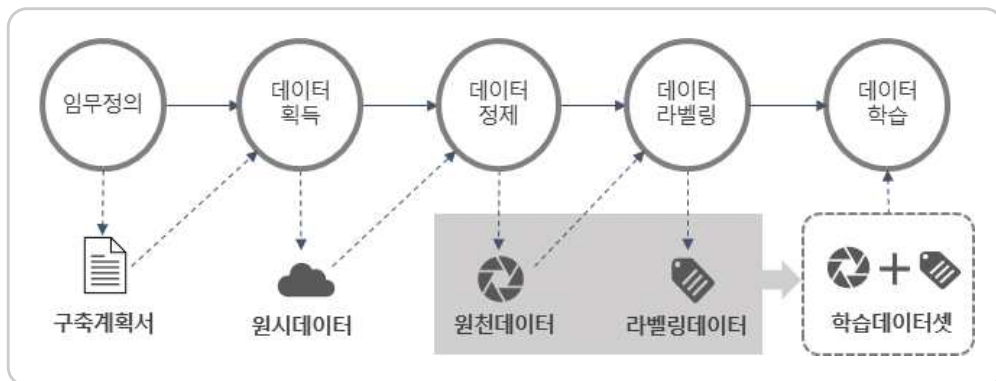


그림 1-2. 인공지능 학습용 데이터의 구축과정

인공지능 학습용 데이터의 구축과정과 이를 통해 도출되는 데이터를 설명하면 다음과 같다.

- ‘임무정의’ 단계에서는 인공지능이 기계학습을 통해 해결하고자 하는 문제를 명확하게 정의하고, 문제 해결에 필요한 학습용 데이터를 구체적으로 정의하고 설계하는 활동을 수행한다.
- ‘데이터 획득’ 단계에서는 인공지능의 기계학습에 필요한 데이터를 현실 세계에서 직접 생성하거나, 이미 보유하고 있는 조직이나 시스템 등으로부터 인공지능 학습에 필요한 데이터를 수집 시 포함되는 개인정보나 저작권 등 법률적 제약이 없도록 ‘원시데이터’를 확보하는 활동을 수행한다. 여기서 ‘원시데이터’는 기계학습을 목적으로 획득 단계에서 수집 또는 생성한 ‘음성’, ‘이미지’, ‘영상’, ‘텍스트’ 등의 데이터를 의미한다.
- ‘데이터 정제’ 단계에서는 획득한 원시데이터를 기계학습에 필요한 형식이나 크기로 맞추고, 데이터의 중복을 제거하며, 원시데이터 획득 시 포함된 개인정보를 비식별화하여 처리하는 등의 과정을 통해 ‘원천데이터’를 확보한다. 이 단계에서 확보된 ‘원천데이터’는 원시데이터가 라벨링 작업에 투입하기 위해 필요한 정제 작업을 수행한 데이터로 ‘라벨링데이터’가 부여되지 않은 상태의 데이터를 의미한다.
- ‘데이터 라벨링’ 단계에서는 인공지능이 기계학습에 활용할 수 있도록 기능이나 목적에 부합하는 ‘라벨링데이터’를 원천데이터에 부착하는 활동을 수행한다. 여기서 ‘라벨링데이터’란, 원천데이터에 부여한 ‘참값(Ground Truth)’, 파일형식, 해상도 등의 데이터 속성과 설명, 주석 등이 포함된 ‘어노테이션’의 집합을 의미한다.
- ‘데이터 학습’ 단계에서는 원천데이터와 라벨링데이터의 묶음인 ‘학습데이터셋’을 이용하여 사전에 정의된 인공지능 알고리즘을 학습시키고, 학습된 인공지능 모델의 성능을 향상시키거나 보정하는 활동을 수행한다.

3 인공지능 학습용 데이터의 특성

인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 위해서는 인공지능 학습용 데이터가 갖는 특성을 파악하여 이를 기반으로 인공지능 학습용 데이터의 품질 확보에 적합한 품질관리 체계를 확보하는 것이 매우 중요하다.

인공지능 학습용 데이터를 구축하고 민간에 개방하여 활용토록 하는 일련의 과정에서 도출된 인공지능 학습용 데이터의 특성을 살펴보면 다음과 같다.

첫째, 인공지능 학습용 데이터는 크게 텍스트, 음성, 이미지, 동영상 등 주로 비정형데이터가 다수를 차지하고 있으며, 데이터의 저장구조가 전통적인 DB에 저장하는 방식이 아닌 인공지능 학습에 필요한 데이터 파일 단위로 관리되는 특성이 있다.

둘째, 인공지능 학습용 데이터는 임무정의, 획득, 정제, 라벨링 등의 구축 단계를 거치면서 목적에 부합하는 데이터를 획득하고, 정제과정을 통해 기계학습에 적합한 데이터로 가공되며, 정제된 데이터에 학습을 위한 참값(Ground Truth)을 부여하는 등 각 구축 단계별로 고려해야 할 품질 요구사항이 상이한 특성을 갖고 있다.

셋째, 인공지능 학습용 데이터의 품질은 80%~90% 이상이 구축과정에서 결정되는 특성이 있다. 그 이유는 인공지능 학습용 데이터는 목적성을 갖는 데이터이기 때문이다. 즉, 인공지능을 통해 해결하려는 문제가 무엇인지를 정의하고, 문제 해결에 필요한 데이터를 획득하여, 목적에 맞게 정제하고, 학습에 필요한 정확한 참값을 부여해야 목적에 부합하는 학습모델의 성능을 확보할 수 있기 때문이다.

넷째, 학습된 인공지능 모델의 성능 측정 결과로 데이터의 품질 수준을 평가하려는 특성이 있다. 인공지능 학습모델을 구현하는 작업은 흔히 데

이터와 구분하여 소프트웨어 구현의 영역으로 다루고 있지만, 앞서 언급한 바와 같이 인공지능 학습을 목적으로 구축되는 데이터의 특성상 인공지능 학습에 따른 성능이 낮은 경우, 인공지능 학습용 데이터의 품질의 낮다고 판단하는 것이 사용자가 바라보는 품질에 대한 시각이다.

따라서, 인공지능 학습용 데이터의 품질 확보를 위해서는 인공지능 학습용 데이터의 특성을 고려해야 하며, DB에 저장하는 구조화된 데이터(Structured Data)를 대상으로 하는 일반적인 데이터 품질관리와는 차별화된 품질관리 체계를 확보하는 것이 중요하다.

표 1-2. 인공지능 학습용 데이터와 DB 데이터의 비교

구분	인공지능 학습용 데이터	DB 데이터
구축목적	• 인공지능 모델의 학습 목적	• 정보 검색 및 활용 목적
데이터유형	• 소리, 영상, 이미지, 자연어 등 비정형 데이터 중심	• 텍스트 데이터 중심의 정형데이터 중심
데이터구조	• 원천데이터와 라벨링데이터가 쌍으로 구성	• 테이블과 컬럼으로 구성
데이터 구축절차	• 임무정의→획득→정제→라벨링 → 학습→저장	• 수집→정제→변환→저장
데이터 관리방식	• 파일형태로 저장 (폴더+JSON파일)	• 범용적인 DBMS에 저장 (테이블+컬럼 구조)

4 인공지능 학습용 데이터의 생애주기

인공지능 학습용 데이터의 품질관리 활동을 식별하기 위해서는 인공지능 학습용 데이터의 생애주기를 분석하고, 생애주기를 기반으로 품질관리 범주를 식별하는 것이 필요하다. 아래 그림은 인공지능 학습용 데이터를 구축하여 민간에 제공하기까지의 전체 생애주기를 도식화한 것이다.

인공지능 학습용 데이터의 생애주기는 크게 계획, 구축, 운영, 활용 영역으로 구분되며, 각 영역의 세부 활동은 SW 프로세스 계층, 데이터 프로세스 계층, 데이터 계층, 데이터 서비스 계층 등으로 구분하였다.

이렇게 인공지능 학습용 데이터의 생애주기를 다양한 관점에서 분석하여 구분하는 이유는 데이터 품질관리의 영역을 명확히 구분하고, 품질관리의 주체를 식별하기 위함이다. 이를 통해 데이터 품질관리의 대상과 범위를 명확히 하고, 품질관리의 오너십(Ownership)을 식별함으로써 업무를 수행하는 과정에서 생기는 의사소통의 어려움이나 혼란을 방지할 수 있다.

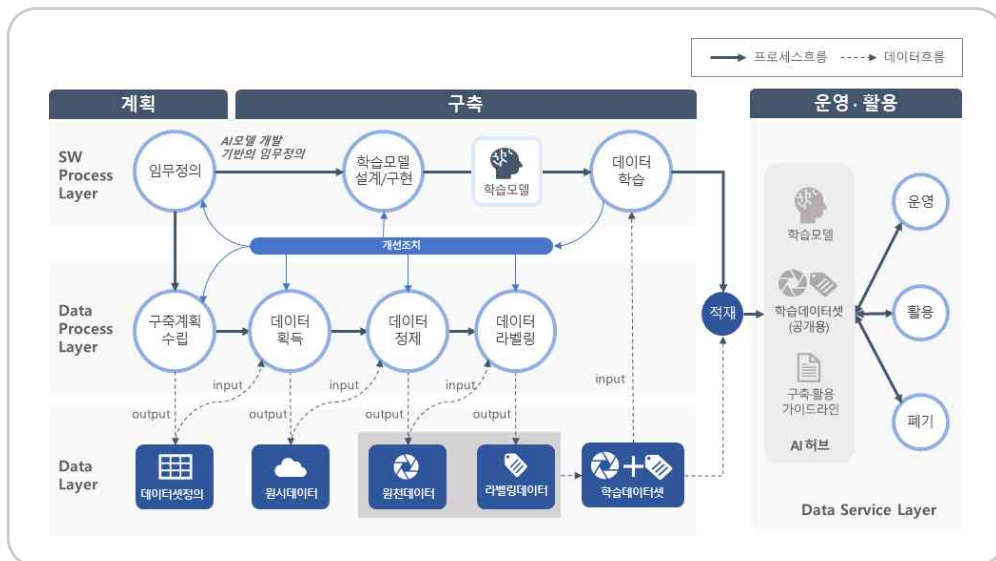


그림 1-3. 인공지능 학습용 데이터 생애주기

5 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 영역

앞에서 설명한 인공지능 학습용 데이터의 생애주기를 기반으로 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 대상을 정의하면, ‘구축 프로세스 품질관리’, ‘구축데이터 품질관리’, 민간에 개방하는 학습데이터셋을 대상으로 하는 ‘개방데이터 품질관리’ 등 3개 영역으로 구분할 수 있다.

‘구축 데이터 품질관리’는 구축사업을 통해 생산하는 원시데이터, 원천데이터, 라벨링데이터의 품질을 검사하고, 발견된 오류를 개선하는 활동을 말한다.

‘구축 프로세스 품질관리’는 데이터 획득, 데이터 정제, 데이터 라벨링 등 구축과정에서 원하는 수준의 데이터 품질이 보장되도록 품질관리 활동이 수행되는지를 모니터링하고, 품질에 영향을 미치는 문제점이 발견 시 이를 조치하는 활동을 의미한다.

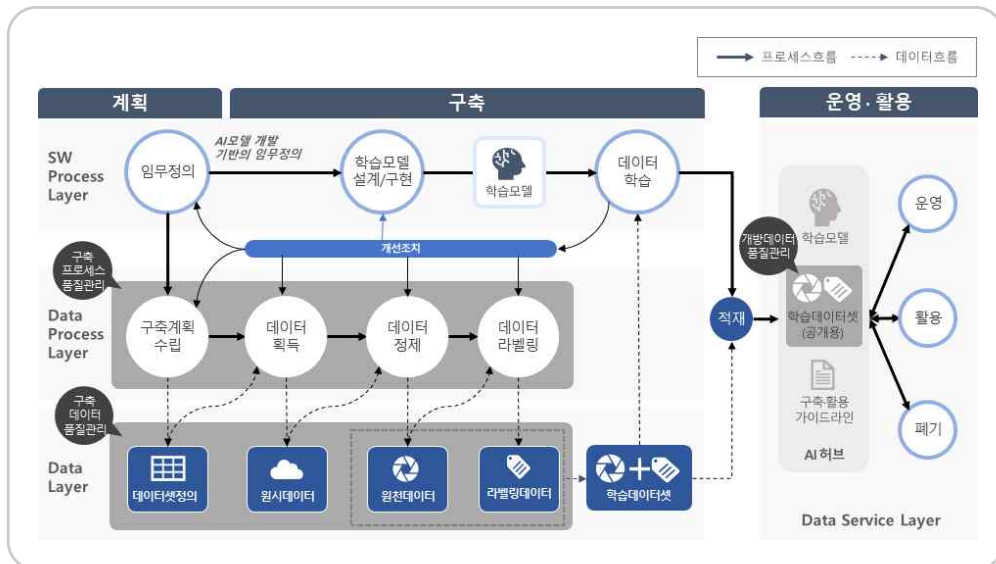


그림 1-4. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 범위

민간에 개방하는 학습데이터셋을 대상으로 하는 ‘개방데이터 품질관리’는 구축사업을 통해 AI Hub에 적재된 데이터를 대상으로 자체적인 품질검사를 실시하여 학습용 데이터 개방에 따른 품질이슈를 최소화하고, 운영 단계에서도 학습용 데이터셋의 품질을 향상시키는 지속적 활동을 의미한다. 또한, 실제 개방을 통해 민간에 개방된 학습데이터의 품질에 문제가 있다고 오류를 신고하는 경우, 이를 적극적으로 대응하는 노력도 품질관리 활동에 포함된다.

품질관리 영역별 품질관리 수행 주체를 보면, ‘구축 프로세스 품질관리’와 ‘구축데이터 품질관리’는 인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 수행기관과 참여기관이 자체적으로 품질관리를 수행해야 하는 영역이다. 또한, 민간에 개방된 학습데이터셋의 품질 이슈가 접수된 경우, 품질개선 활동을 직접 수행해야 한다.

운영 및 활용단계의 학습데이터셋 개방에 대한 품질관리는 한국지능정보사회진흥원이 품질관리를 담당하는 영역이다. 단, 민간에 개방하는 학습데이터셋의 경우, 한국지능정보사회진흥원이 직접 구축한 데이터가 아니므로, 한국지능정보사회진흥원은 수요자로부터 품질오류에 대한 신고를 접수받아 오류를 확인 후 해당 학습데이터를 구축한 수행기관이나 참여기관에 전달하고, 품질 개선이 완료된 학습데이터셋을 전달받아 다시 수요자에게 제공하는 역할을 수행한다.

참고로, 한국지능정보사회진흥원에서는 인공지능 학습용 데이터 구축사업의 품질 보장을 위해, 구축사업 수행기관 및 참여기관들이 실시한 품질관리 활동을 객관적으로 확인하는 품질검증 활동을 수행하고 있으며, 품질검증의 범위를 도식화하여 표현하면 다음과 같다. 인공지능 학습용 데이터 품질검증 체계는 〈V. 부록〉의 ‘4. 품질검증 관련 문서’를 참조한다.

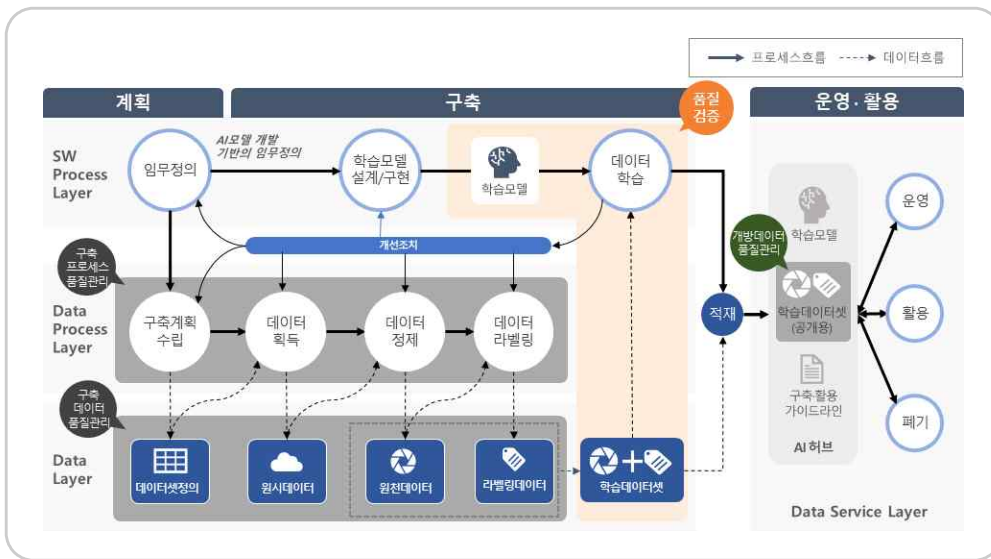


그림 1-5. 인공지능 학습용 데이터 품질검증 범위

II 품질관리체계

제1장 개요

제2장 계획단계 품질관리

제3장 구축단계 품질관리

제4장 운영·활용단계 품질관리



제1장 | 개요



1 품질관리 원칙

고품질의 인공지능 학습용 데이터 확보를 위해서는 인공지능 학습용 데이터의 품질관리체계를 확보하는 것이 필요하고, 이를 위해서는 인공지능 학습용 데이터의 품질관리가 지향해야 하는 정책적 방향성을 제시하는 상위 수준의 ‘품질관리 원칙’이 필요하다.

본 장에서는 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 원칙을 크게 데이터 자체의 품질 측면과 데이터 품질 확보를 위한 관리 측면으로 구분하여 제시한다.

표 II-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 원칙

구 분	원 칙
데이터 측면	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터는 인공지능이 학습하는 데 필요한 요구사항을 충족해야 한다. 인공지능 학습용 데이터는 법률적 제약 없이 누구나 활용이 가능해야 한다. 인공지능 학습용 데이터는 학습 목적에 부합하도록 획득되어야 하며, 획득한 데이터는 중복없이 원하는 목적에 따라 정제되어야 한다. 인공지능 학습용 데이터에 부여하는 참값(Ground Truth) 등의 라벨링 정보는 정확해야 한다. 인공지능 학습용 데이터는 인공지능 학습 모델을 통해 목표로 하는 유효성이 확보되어야 한다.
관리 측면	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터의 품질관리는 인공지능 학습용 데이터의 전 생애주기의 품질을 보장해야 한다. 인공지능 학습용 데이터 품질관리는 상시적이고 지속적인 품질 개선이 가능해야 한다. 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위해서는 데이터 품질관리를 위한 조직을 구성하고, 정해진 역할과 책임에 따라 수행해야 한다. 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위해서는 조직의 품질관리 역량을 확보하도록 품질관리 교육 등 지원체계를 확보해야 한다.

2 품질관리 모델

고품질의 인공지능 학습용 데이터를 확보하고, 지속적인 품질을 유지하거나 품질향상을 위한 인공지능 학습용 데이터의 품질관리체계를 모델화하여 제시하면 다음과 같다.

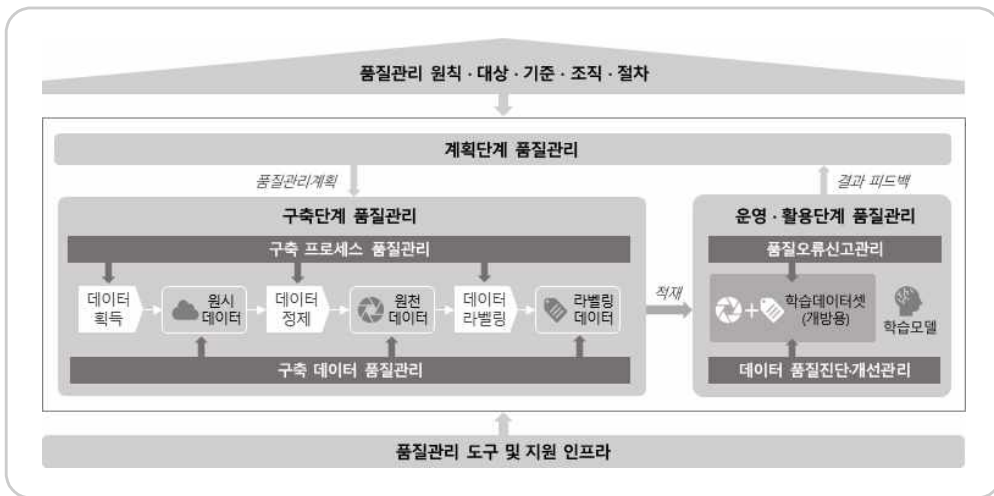


그림 II-1. 인공지능 학습용 데이터 품질관리 모델

본 가이드라인의 ‘품질관리 모델’에서는 먼저 인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 위한 원칙, 대상, 기준, 조직, 절차 등을 정의하였다. 이를 통해 인공지능 학습용 데이터 품질관리의 기본 방향과 품질관리 시 참조해야 할 기준과 절차 등을 제시하였다. 또한, 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 활동을 생애주기인 계획, 구축, 운영, 활용의 영역별로 구분하여 제시하였으며, 품질관리 활동을 지원하는 도구나 기술, 인프라도 품질관리 모델에 포함하여 정의하였다.

품질관리 모델의 주요 구성요소를 설명하면 다음과 같다.

- ‘품질관리 원칙’은 데이터 품질관리의 정책 방향성을 제시하는 것으로 본 가이드라인에서는 데이터 측면과 품질관리 측면에서 총 9개의 원칙을 제시하였다. 자세한 내용은 앞 절을 참조한다.

- **‘품질관리 대상’**은 과학기술정보통신부와 한국지능정보사회진흥원이 추진하는 인공지능 학습용 데이터 구축사업 및 AI Hub를 통해 민간에 개방하는 인공지능 학습용 데이터셋을 우선적인 품질관리 대상으로 한다.
- **‘품질관리 기준’**은 인공지능 학습용 데이터의 자체적인 품질 및 인공지능 학습용 데이터를 구축하는 과정의 품질을 측정하고 검증하는데 필요한 지표를 정의한 것이다. 이를 통해 인공지능 학습용 데이터의 품질 수준을 측정하고, 데이터를 구축하는 과정에서의 품질관리가 적절하게 수행되었는지를 판단하게 된다. 세부내용은 <III.품질관리기준>에서 설명한다.
- **‘품질관리 조직’**은 인공지능 학습용 데이터의 품질확보 및 품질관리 활동을 수행하는 조직을 의미한다. 품질관리 조직은 단순히 조직을 구성하는 것에 그치지 않고, 역할과 책임을 부여하고, 이에 따라 실제 품질관리 활동을 수행해야 한다. 세부사항은 다음 절에서 설명한다.
- **‘품질관리 절차’**는 인공지능 학습용 데이터 품질을 검사하고, 원인을 분석해서, 개선을 조치하는 일련의 활동을 의미한다. 이를 통해 상시적이고 지속적인 품질관리가 가능해진다. 세부내용은 <IV.품질검사 방법>에서 설명한다.
- **‘생애주기별 품질관리 활동’**은 계획, 구축, 운영, 활용의 각 영역에서 수행해야 할 품질관리 활동을 정의하고 있다. 세부사항은 다음 절에서 설명한다.
- **‘품질관리 도구 및 지원 인프라’**는 인공지능 학습용 데이터의 품질검사나 품질관리 활동을 수행하는데 사용하는 도구(Tool)나 기술(Technology), 플랫폼(Platform) 등을 의미한다. 예를 들어, 인공지능 학습용 데이터의 값이나 구조, 형식 등의 오류를 찾아내고 개선하는 데 있어 품질검사자를 지원하거나, 자동으로 품질검사 등을 수행하는 기능을 갖춘 시스템이나 솔루션을 의미한다.

단, 인공지능 학습용 데이터의 품질검사 자동화 도구 등은 초기 단계라 일부 업체의 특정 제품이나 솔루션 등으로 제한적이고 현재도 자동화 도구의 개발이 진행중인 과정이다. 따라서 범용적인 도구로서의 품질관리 기능 등이 정립되지 않은 시점에서 품질관리 도구나 기술 등을 본 가이드라인에서 다루기에는 적합지 않다.

따라서 본 가이드라인에서는 품질관리 도구나 인프라에 대해서는 구체적인 설명을 제공하지 않으며, 향후 품질관리 도구 등에 대한 수요나 공급이 어느 정도 정착되고 활성화되는 시점에서 관련 내용을 가이드라인에 추가할 예정이다.

3 생애주기별 품질관리 활동

본 절에서는 앞서 설명한 인공지능 학습용 데이터 품질관리 모델의 생애주기별 주요 ‘품질관리 활동’에 대해서 ‘계획 영역’, ‘구축 영역’, ‘운영 및 활용 영역’으로 구분하여 제시한다.

‘계획 영역’의 품질관리 활동은 인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 위한 ‘품질관리 계획’을 수립하는 것을 의미한다.

품질관리 계획은 크게 인공지능 학습용 데이터의 효율적인 품질관리를 위해 매년 한국지능정보사회진흥원이 수립하는 품질관리 계획과 인공지능 학습용 데이터의 구축사업에 참여하는 수행기관 등이 작성하는 품질관리 계획으로 구분한다. 세부내용은 <제2장 계획단계 품질관리>에서 설명한다.

‘구축 영역’의 품질관리 활동은 크게 인공지능 학습용 데이터 자체의 품질 확보를 위한 ‘구축 데이터 중심의 품질관리’와 구축 단계별로 품질관리가 적절하게 수행되는지를 확인하는 ‘구축 프로세스 중심의 품질관리’로 구분된다. 세부내용은 <제3장 구축단계 품질관리>에서 설명한다.

‘운영 및 활용 영역’의 품질관리는 민간에 개방하는 학습용 데이터셋을 대상으로 운영단계에서 지속적으로 품질을 점검하고, 개선하는 ‘데이터 품질진단 및 개선관리’와 사용자로부터 접수된 인공지능 학습용 데이터의 오류를 접수받아 처리하는 ‘품질오류신고관리’ 활동으로 구분한다. 세부내용은 <제4장 운영·활용단계 품질관리>에서 설명한다.

4 품질관리 조직의 구성

인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 위해 인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관은 품질관리 총괄책임자 및 실무책임자를 지정하여 해당 학습용 데이터의 품질관리 활동을 계획하고, 품질관리 업무 수행을 위한 품질관리 조직을 구성하여 역할과 책임을 부여해야 한다.

인공지능 학습용 데이터 구축사업 수행기관 및 참여기관의 품질관리 조직은 학습용 데이터 구축의 목적, 구축과정, 구축하는 데이터의 규모 등에 따라 다양한 형태로 품질관리 조직을 구성할 수 있다.

본 가이드라인에서는 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 조직 구성 시 고려해야 할 사항을 역할 중심으로 제시하며, 수행기관 및 참여기관은 해당 구축사업의 특성에 맞게 품질관리 조직을 구성한다.

인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관이 구축사업 및 사후 품질관리를 위해 고려해야 할 품질관리 주요 업무 내용은 다음과 같다.

- 인공지능 학습용 데이터 품질관리 계획의 수립 및 보완
- 인공지능 학습용 데이터의 품질관리를 위한 협의체 구성 및 운영
- 인공지능 학습용 데이터 구축 프로세스의 품질 검사 및 개선

- 인공지능 학습용 데이터의 품질 검사 및 개선
- 수행기관 및 참여기관의 품질관리 역량 강화를 위한 품질관리 교육 실시
- 인공지능 학습용 데이터 활용 시 발견된 품질 이슈의 개선 조치

이러한 품질관리 업무 수행을 위해 수행기관 및 참여기관이 품질관리 조직 구성 시 고려해야 할 사항을 다음과 같이 제시한다.

첫째, 데이터 품질관리 업무 ‘총괄책임자’와 품질관리 실무를 총괄하는 ‘실무책임자’를 지정한다.

- 품질관리 ‘총괄책임자’는 해당 학습용 데이터 구축사업의 공모과제 책임자가 되며, 구축사업 착수 이전에 데이터 품질관리 실무를 총괄하는 ‘실무책임자’를 지정한다.
- 품질관리 ‘실무책임자’는 해당 구축사업의 품질관리 실무를 총괄하며, 가급적 타 업무와 겹직을 하지 않고, 품질관리 업무만을 전담하여 수행한다. 실무책임자의 주요 역할은 구축하는 학습용 데이터의 품질관리 계획을 수립하고, 하위의 품질관리 실무 수행조직을 운영하여 품질관리 활동을 수행하고, 품질관리 실무와 관련된 협의체 구성 및 운영을 담당한다.

둘째, 해당 학습용 데이터의 품질관리 관련 실무차원의 주요사항을 검토하고, 조직간 협의사항 조정, 조율 등을 위한 ‘품질관리실무협의체’를 설치하여 운영한다.

- ‘품질관리실무협의체’는 해당 구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관들이 참여하여 품질관리 계획의 적정성 등을 평가하여 보완하고, 구축과정에 발견된 데이터 품질 이슈를 논의하여 해결방안을 제시하는 등 상호 간의 의사소통 및 품질관리 실무를 협의하는 역할을 담당한다.

- 품질관리 실무책임자는 총괄책임자와 협의하여 데이터 획득, 정제, 가공 등 구축 과정에서 발생하는 주요 품질 현안 논의를 위해 해당 분야의 전문가를 품질관리 협의체에 구성원으로 참여시킬 수 있다. 예를 들어, 개인정보보호, 저작권 등의 문제 해결 등을 위해 관련 분야의 법률 전문가를 포함하는 것 등이 이에 해당된다.

셋째, 학습용 데이터 품질관리 실무를 위한 ‘품질관리 수행조직’을 구성해야 한다.

- ‘실무책임자’가 ‘총괄책임자’와 협의하여 ‘품질관리 수행조직’을 구성하고, 각 구성원의 역할과 책임을 정하여 ‘품질관리계획’에 반영한다. 이를 통해 품질관리 수행조직의 역할과 책임을 공식화한다.
- ‘품질관리 수행조직’은 품질관리 영역에 따라 ‘구축프로세스 품질담당’, ‘구축데이터 품질담당’, ‘활용 품질담당’ 등으로 분리해서 구성할 수 있다.
- ‘구축프로세스 품질담당’은 획득, 정제, 라벨링 등 구축 과정별로 구분하여 담당자를 지정할 수 있으며, 해당 학습용 데이터의 구축 과정이나 구축 규모, 구축 난이도 등을 고려해서 담당자를 지정한다. 주요 역할은 품질관리계획에 명시된 품질관리 활동의 준수 여부를 확인하고, 품질 이슈 발생 시 이를 기록하고 개선하는 활동을 수행하며, 즉각적인 조치가 불가능하거나 협의가 필요한 사항은 실무책임자에게 보고하는 등의 역할을 수행한다.
- ‘구축데이터 품질담당’은 구축과정에서 생산되는 ‘원시데이터’, ‘원천데이터’, ‘라벨링데이터’의 품질을 확보하기 위해 품질계획에 수립된 검사기준과 절차 등에 따라 품질을 검사하고, 개선하는 활동을 수행한다.

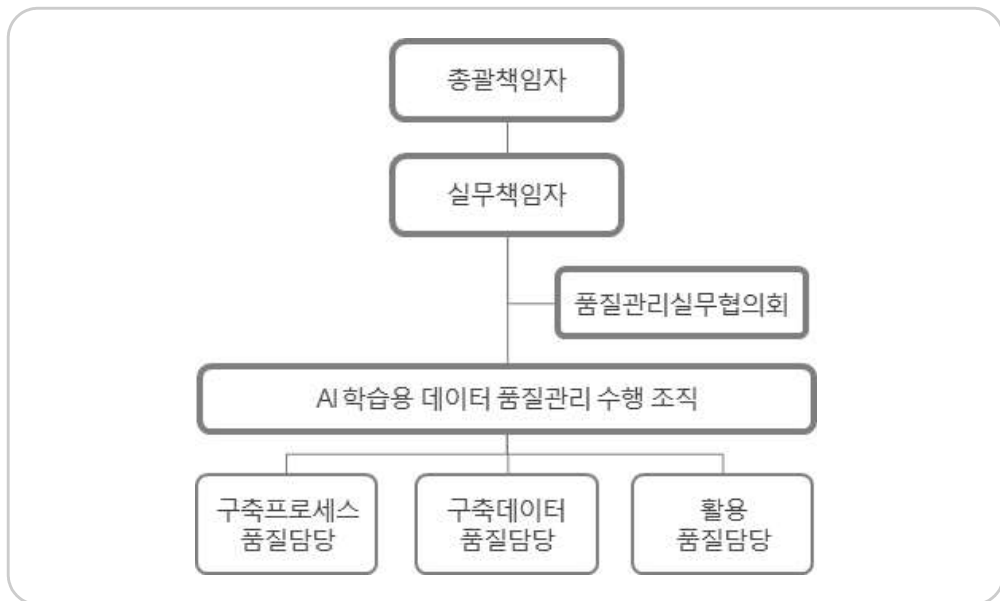


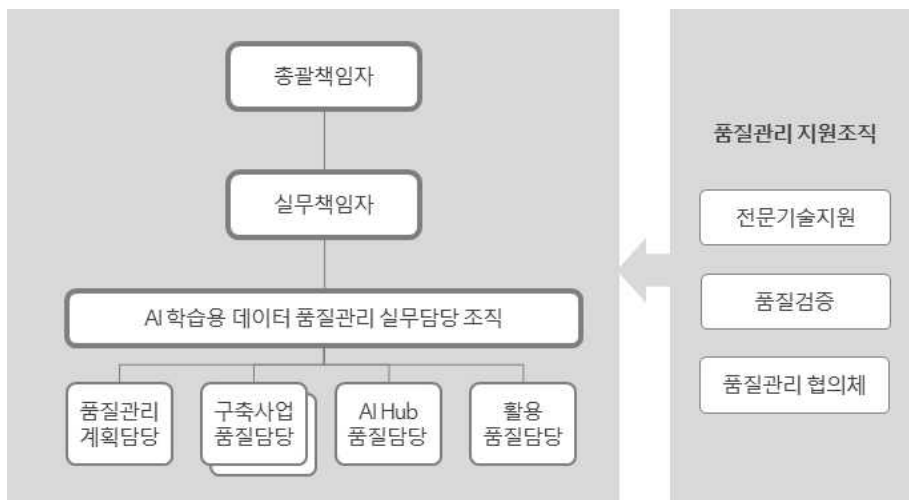
그림 II-2. 구축사업 수행기관의 품질관리 조직 구성(안)

- ‘활용 품질담당’은 구축 이후에 AI Hub를 통해 민간에 개방한 학습용 데이터의 품질오류가 발견된 경우, 이를 전달받아 조치하는 역할을 수행한다. ‘활용 품질담당’은 구축과정에서는 ‘구축데이터 품질담당’의 역할을 지원하며, 실제 구축과정에서의 품질관리 경험을 통해 활용단계에서도 품질 지원이 가능하도록 ‘품질관리계획서’ 및 사용자에게 제공되는 ‘구축·활용 가이드’에 담당자를 명시할 수 있다.

【참고】 총괄 품질관리 조직의 구성(NIA)

인공지능 학습용 데이터 구축사업을 총괄하는 한국지능정보사회진흥원 품질관리 총괄조직은 역할에 따라 ‘책임조직’, ‘실무조직’, ‘지원조직’으로 구성되어 있다. ‘책임조직’은 인공지능 학습용 데이터의 생애주기에 따른 품질관리를 총괄하며, 총괄책임자와 총괄책임자를 실무적으로 지원하는 실무책임자로 구성한다. 총괄책임자와 이를 실무적으로 지원하는 실무책임자의 주요 역할은 다음과 같다.

- 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위한 품질관리 계획의 수립
- 인공지능 학습용 데이터 구축사업의 품질 확보에 관한 사항
- AI Hub에 저장된 인공지능 학습용 데이터셋의 품질검사 및 오류 개선에 관한 사항
- 인공지능 학습용 데이터의 민간 활용에 따른 오류 신고 접수 및 처리에 관한 사항
- 인공지능 학습용 데이터의 품질 확보를 위한 전문기술지원, 협의체 운영 등에 관한 사항



《 인공지능 학습용 데이터 총괄 품질관리 조직 구성(안) 》

제2장 | 계획단계 품질관리



1 개요

계획단계 품질관리는 고품질의 인공지능 학습용 데이터 구축을 위해 수행기관이 품질관리를 체계적으로 수행하기 위한 ‘품질관리계획서’를 수립하는 활동을 의미한다. ‘품질관리계획서’는 인공지능 학습용 데이터 구축의 단계별 품질 확보를 위한 기준문서로 매우 중요하다.

‘품질관리계획서’를 충실하게 작성하고, 이에 따라 구축 단계별 품질관리 활동을 원활히 수행하기 위해서는 ‘임무정의’ 단계에서 해결하고자 하는 문제를 명확히 정의하고, 이를 기반으로 구축 데이터의 품질 요구사항을 명확히 정의하는 것이 필요하다.

따라서, ‘품질관리계획서’ 작성 시 수행기관의 품질관리 책임자는 인공지능 학습용 데이터를 획득하고, 정제하고 라벨링하는 구축 단계별로 데이터 품질 요구사항이 적정한지를 판단하고, 이를 기반으로 ‘품질관리계획서’를 작성해야 한다.

2 품질관리 계획의 수립

인공지능 학습용 데이터 구축사업에 참여하는 수행기관은 사업수행계획서와 함께 해당 구축데이터의 품질 확보를 위해 ‘품질관리계획서’를 작성

해야 하며, ‘품질관리계획서’ 작성 시 다음의 사항을 고려해야 한다.

- 인공지능 학습용 데이터의 품질 목표 및 근거
- 인공지능 학습용 데이터의 품질관리 조직 구성 및 역할과 책임
- 인공지능 학습용 데이터의 품질검사 절차
- 인공지능 학습용 데이터의 구축 단계별 품질검사의 기준과 방법
- 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위한 협의체 구성 및 운영
- 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위한 참여기관의 품질관리 교육 계획의 수립 및 실시
- 인공지능 학습용 데이터 품질검사에 따른 개선 조치 및 사후관리 방안
- 인공지능 학습용 데이터의 라벨링 기준 및 상세 가이드
- 그 밖의 인공지능 학습용 데이터 품질관리에 필요하다고 한국지능정보사회진흥원이 요청한 사항

수립된 품질관리 계획은 구축사업을 추진하는 과정에서 인공지능 학습용 데이터의 품질에 영향을 미치는 사항이 발생하였거나, 한국지능정보사회진흥원이 ‘품질관리계획서’의 보완을 요청한 경우, 품질관리 협의회 등을 통해 ‘품질관리계획서’의 적정성 등을 종합적으로 검토하여 수정한다.

【참고】 총괄 품질관리계획의 수립(NIA)

한국지능정보사회진흥원의 품질관리 총괄책임자는 매년 인공지능 학습용 데이터 품질관리의 효율적 추진을 위해 ‘품질관리계획’을 수립한다.

‘품질관리계획’ 수립 시 고려해야 할 사항은 다음과 같다.

- 인공지능 학습용 데이터 품질 목표
- 인공지능 학습용 데이터 품질관리 책임자 및 실무담당자 지정
- 인공지능 학습용 데이터 구축사업 품질확보 방안
- 인공지능 학습용 데이터 공통기준 등 표준화 방안
- 인공지능 학습용 데이터 운영 및 활용 품질확보 방안
- 인공지능 학습용 데이터 품질 성과평가에 관한 사항
- 그 밖의 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위해 필요한 사항

제3장 | 구축단계 품질관리



1 개요

인공지능 학습용 데이터의 전체 품질 수준은 구축단계에서 80~90%가 좌우될 만큼 중요하다. 그 이유는 앞서서도 언급한 바와 같이 인공지능 학습용 데이터가 인공지능 학습에 필요한 데이터 요구사항을 기반으로 구축되는 목적성을 갖기 때문이다. 또한, 한번 구축된 학습용 데이터는 자체적인 품질 이슈가 발견되지 않는 한 민간에 구축데이터가 그대로 활용되기 때문이다.

따라서, 구축단계의 품질관리는 인공지능 학습용 데이터 자체의 품질 확보와 함께 인공지능 학습용 데이터를 생산하는 구축 단계별 프로세스 측면의 품질관리도 필요하다. 아울러 이렇게 구축된 데이터가 사전에 정의된 ‘임무정의’에 맞게 활용될 수 있는지에 대한 유효성을 점검하는 활용 관점의 품질관리도 포함된다.

그러나 엄밀히 말하면, 활용 품질관리는 데이터의 품질 측면보다는 학습용 데이터를 투입해서 원하는 성능을 확보하는 측면에서 SW 관점의 품질관리다. 왜냐하면, 학습모델의 성능이 계획한 목표치를 달성하지 못하였을 경우, 그 원인이 데이터의 품질에 기인할 수도 있지만 임무정의에 따른 학습용 데이터 구축의 요구사항이 잘못 정의되었거나, 학습모델을 잘못 구현하거나 학습에 최적화된 알고리즘을 잘못 선택했을 때도 성능 저하 현상이 발생할 수 있기 때문이다. 그럼에도 불구하고, 학습모델을 기반으로 활용 품질관리를 포함하는 이유는 다음과 같다.

첫째, 구축단계에서 품질검사를 했음에도 불구하고, 학습모델의 성능을 점검하는 과정에서 데이터 품질 이슈가 발생하는지를 확인하여 개선해야 하기 때문이다.

둘째, 인공지능 학습용 데이터 구축사업의 목적이 학습용 데이터의 품질 뿐만 아니라 학습모델의 성능도 일정 수준 이상이 보장되어야 민간에서 잘 활용할 수 있다는 인공지능 학습용 데이터의 구축 취지에 부합하기 때문이다.

인공지능 학습용 데이터 구축 시 품질관리 체계를 도식화하면 그림과 같다. 구축단계 품질관리는 계획단계에서 작성한 ‘품질관리계획서’를 기반으로 수행기관의 품질관리 조직이 자체적인 품질검사 활동을 데이터 측면, 프로세스 측면, 활용 측면에서 수행하는 체계로 되어 있다.

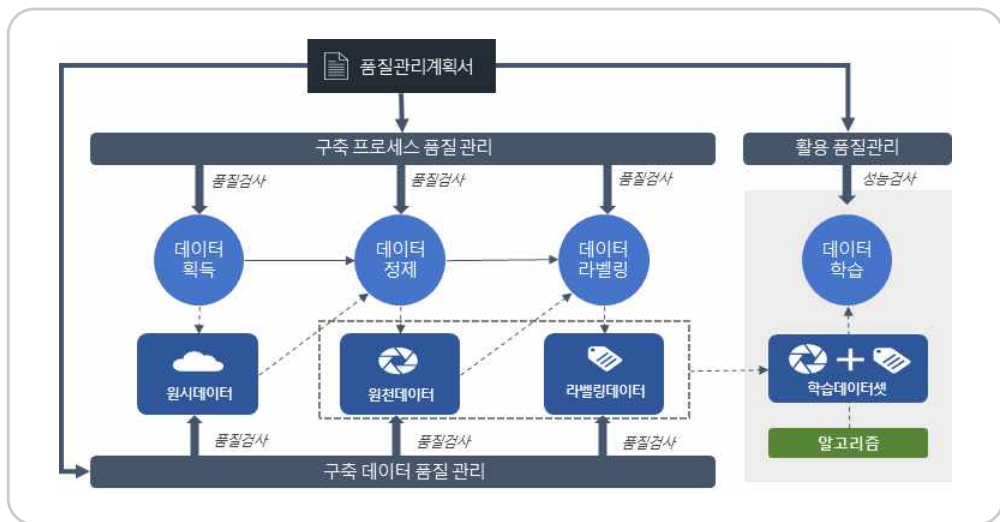


그림 II-3. 인공지능 학습용 데이터 구축사업 품질관리 체계

2 구축데이터 품질관리

구축데이터 품질관리는 인공지능 학습용 데이터의 구축 시 생산되는 원시데이터, 원천데이터, 라벨링데이터의 품질을 확보하기 위한 제반 활동을 의미하며, 원시데이터와 라벨링데이터의 품질관리가 학습데이터의 품질 측면에서 중요하다.

단, 구축하는 데이터가 인공지능 학습 목적에 따라 텍스트, 음성, 이미지, 영상 등 다양한 유형의 데이터로 구분될 수 있고, 학습 목적에 따라서는 분류, 인식, 검색, 식별, 예측 등 매우 다양한 목적으로 다시 세분화 될 수 있어, 데이터 유형이나 학습 목적별로 품질 확보 방안을 상세화하여 제시하는 것은 현실적으로 어려운 측면이 있다.

따라서 본 절에서는 원시데이터와 라벨링데이터가 갖는 공통의 데이터 품질 요건을 제시하며, 수행기관은 제시된 품질관리 요건을 참조하여 해당 구축데이터의 학습 목적에 부합하는 데이터를 확보할 수 있도록 품질 관리 방안을 구체화해야 한다.

2.1 원시데이터 품질 확보

원시데이터의 품질 확보를 위해서는 원시데이터가 갖는 품질 특성을 먼저 이해할 필요가 있다. 원시데이터의 품질 특성은 학습 목적에 따라 여러 가지가 있으나, 인공지능 학습용 데이터 구축사업에서는 다양성, 신뢰성, 충분성, 균일성, 사실성, 공정성 등을 제시하고 있다.

따라서, 수행기관은 원시데이터를 수집하거나 직접 원시데이터를 생성하는 경우, 아래에 제시된 품질 특성을 고려해서 원시데이터의 품질을 확보해야 한다.

표 II-2. 원시데이터의 품질 특성

품질특성	품질 확보 방안
다양성	<ul style="list-style-type: none"> • 학습목적에 부합하도록 실제 세상의 데이터와 유사한 특성을 가진 데이터를 확보해야 한다. <ul style="list-style-type: none"> - 사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등 학습에 유용한 모든 특성 정보를 포함할 수 있도록 고려하여야 한다. - 사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등의 특성 정보가 학습에 유용한 범위에서 다양하게 획득하여야 한다.
신뢰성	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터는 반드시 신뢰할 수 있는 출처로부터 획득하여야 한다.
충분성	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터에 포함된 카테고리화 인스턴스 등 특성정보는 학습에 유용한 수량이 어야 한다.
균일성	<ul style="list-style-type: none"> • 분류/탐지/인식/이해/예측 등의 카테고리 별 인스턴스 수량의 균일성과 적정 비율을 확보하여야 한다.
사실성	<ul style="list-style-type: none"> • 원시데이터를 인위적인 환경과 조건 하에 획득해야 하는 경우, 반드시 실제 환경과 상황 특성을 반영하여야 한다.
공평성	<ul style="list-style-type: none"> • 원시데이터는 지역, 사회 및 인종적 편견 등 활용 의도와 무관한 편향적인 특성이 제거되고, 윤리적으로 공평해야 한다.

또한, 원시데이터는 학습 목적에 따라 요구하는 파일 포맷이나 속성 등을 제공할 수 있어야 한다. 데이터의 파일 포맷은 자율주행이나 이미지 인식 등을 위해 데이터 유형별로 표준화된 포맷이 있는 경우 이를 최대한 준수할 것을 권한다.

【참고】 원시데이터의 파일 규격 및 속성 (예시)

- 데이터 유형별 대표적인 파일 포맷 (안)

데이터유형	파일 포맷	비고
이미지	JPG, PNG	의료 등 전문분야의 경우 해당분야 표준 준수
동영상	MP4	무압축 방식으로 프레임 이미지 시퀀스의 묶음형태
오디오	WAV	
텍스트	-	UTF-8 인코딩 준수
정량수치	CSV	산업용 센서의 경우 해당분야 표준 준수
로그	JSON	웹표준 준수

- 데이터 유형별 속성 도출 (예시)
 - 동영상/이미지 해상도 : 동영상 데이터의 경우 가로, 세로 픽셀수로 이미지 데이터는 가로, 세로 픽셀수 및 인치당 픽셀수 밀도로 표시한다.
 - 동영상 프레임 레이트(frame rate) : 동영상 데이터의 경우 1초당 사용되는 이미지가 몇 장인지 초당 프레임 수를 표시한다.
 - 동영상/이미지 컬러심도 : 동영상 및 이미지의 색 깊이는 픽셀 당 비트수로 표시한다.
 - 텍스트/음성 문장 어절 수 : 기본 단위가 되는 문장의 어절 개수가 너무 짧거나 길지 않아야 하며, 문어체의 경우 평균 15어절, 구어체(대화)의 경우 평균 5어절 범위에서 설정한다.

2.2 라벨링데이터 품질 확보

라벨링 데이터의 품질 확보를 위해서는 먼저 라벨링 데이터가 학습 목적에 적합해야 하고, 두 번째는 라벨링된 데이터가 구문(Syntax)적 측면과 의미적 측면에서 정확성을 확보해야 한다.

먼저, 데이터 라벨링의 적합성을 확보하기 위해서는 데이터 유형에 맞는 라벨링 유형을 선택해야 하고, 라벨링 대상 객체의 분류체계를 고려해야 한다. 라벨링 유형은 선택하는 데 있어 고려해야 할 기준은 다음과 같다.

- 기계학습 목적에 부합하는 라벨링 방식을 적용해야 한다. 즉, 세그멘테이션, 키포인트 라벨링이 필요한 임무에 단순 바운딩박스 라벨링 적용은 지양해야 한다.
- 라벨링 데이터 포맷의 경우, 참조할 수 있는 표준 포맷이 있는 경우, 하위의 호환성 확보가 가능하도록 해당 포맷을 준용할 것을 권고한다.
- 라벨링 데이터 포맷으로는 JSON 및 XML을 사용하는 것이 보편적이며, 특히 카테고리 라벨링, 바운딩박스, 세그멘테이션, 키포인트 작업 시 MS COCO 데이터셋의 어노테이션 포맷을 적용할 것을 권고한다.

또한, 라벨링 대상 객체들의 종류는 향후 다양한 데이터셋들과 통합하여 공동활용이 가능하도록 객체에 대한 분류체계를 제공해야 하며 이때 분류 기준은 연관성 있는 표준이 있는 경우 해당 표준을 준용할 것을 권한다.

다음은 이미지, 영상, 음성 등의 데이터 라벨링 시 품질 확보 측면에서 고려해야 할 사항을 제시한 것이다.

표 II-3. 라벨링 데이터 품질 확보 방법 (예시)

품질특성	품질 확보 방안
이미지/ 동영상 데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 카테고리 라벨은 반드시 분류체계에 따라 명확하게 정의된 라벨을 사용해야 하고 카테고리 간 모호성이 없어야 한다. • 바운딩박스는 이미지 내에서 특정객체의 위치정보를 추출하는 것으로 대상 객체 전체를 감싸는 형태로 공백을 최소화해야 한다. • 시맨틱 세그멘테이션(semantic segmentation)은 객체 영역을 픽셀 단위로 표시하는 작업으로 동일 카테고리의 객체가 중첩되어 있는 경우를 구별하지 않는다. • 인스턴스 세그멘테이션(instance segmentation)은 각 객체 영역을 픽셀 단위로 구분 표시한다.
음성 데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 음성 전사의 경우 표준발성에서 벗어나거나 같은 전사에 대하여 두 가지 이상 발음이 가능한 경우 발음전사와 철자전사를 병행토록 하는 중‘ETRI 전사규칙’을 준수해야 한다.

라벨링데이터의 정확성은 크게 ‘구문 정확성’과 ‘의미 정확성’으로 구분할 수 있다. ‘구문 정확성’은 라벨링 데이터의 구조, 속성 및 값이 사전에 정의한 구문 규칙에 따라 정확하게 입력되어 있고, 누락이 없는지를 확인하여 데이터의 정확성을 확보하는 것을 의미한다.

‘의미정확성’은 데이터에 부착한 라벨링 값이 실제 참값(Ground Truth)과 일치하도록 데이터의 의미적인 정확성을 확보하는 것이다. 특히, 학습용 데이터에 있어 ‘의미정확성’은 학습모델의 성능을 좌우하는 품질 요소로 매우 중요하다. 따라서, ‘의미정확성’ 검사를 위해서는 자체적으로 2인 이상의 교차검증이 필요하고, 특별한 경우를 제외하고는 구축된 모든 데이터에 대하여 전수검사를 원칙적으로 수행해야 한다.

3 구축 단계별 품질관리

3.1 획득단계 품질관리

획득단계의 품질관리를 위해서는 ‘법제도 준수’, ‘사실적 획득 환경 구성’, ‘데이터 동기화’, ‘편향성 방지’ 등을 고려해야 한다. 다음은 ‘획득단계’에서 품질 확보를 위해 고려해야 할 사항을 제시한 것이다.

표 II-4. 획득단계 품질확보 방안

고려항목	품질 확보 방안
법·제도 준수	<ul style="list-style-type: none"> 개인정보가 포함된 데이터를 수집하는 경우에는 반드시 수집에 대한 동의와 활용 및 제3자 제공 등에 대한 동의를 확보해야 한다. 보안시설, 공공시설 등 출입 허가가 필요한 구역에서는 해당 기관의 사전 허가를 득해야 한다. 데이터 획득을 위한 장비를 설치하거나 이용을 위해 사전허가가 필요한 경우에는 반드시 해당 기관의 사전허가를 득해야 한다. 데이터 획득 시 발생할 수 있는 각종 안전 및 사고위험을 사전에 충분히 파악하여, 이에 따른 안전교육을 미리 실시해야 한다. 의료 데이터와 같은 경우는 IRB(의학연구윤리심의위원회)와 데이터 공개에 대한 해당 기관의 동의를 득해야 한다. 지적재산권 이슈가 있는 경우 반드시 해결방안을 마련하여 획득한다.
사실적인 획득 환경 구성	<ul style="list-style-type: none"> 원시데이터를 인위적인 환경이나 조건에서 획득해야 하는 경우, 실제 환경이나 상황적 특성을 최대한 반영한 획득 환경을 구성해야 한다. 획득 장비와 환경적 구성에 대한 내용을 반드시 명시해야 한다.
데이터 동기화	<ul style="list-style-type: none"> 다중 원시데이터의 경우 개별 데이터 획득 후 정교한 동기화를 위한 별도의 절차를 마련하여야 한다.
편향성 방지	<ul style="list-style-type: none"> 특수 상황에서의 데이터 수집이 필요한 경우를 제외하고는 데이터 편향을 방지할 수 있는 절차를 마련하여야 한다.

3.2 정제단계 품질관리

정제단계의 품질관리를 위해서는 정제기준을 명확하게 정의하고, 중복성 방지를 위한 품질활동을 수행해야 한다.

정제기준을 명확하게 정의한다는 것은 구축 목적에 적절한 데이터를 선별하기 위한 명확한 정제 기준을 수립하고, 기준 미달 또는 활용 불가능한 데이터를 효과적으로 제거할 수 있는 방법을 수립하는 것을 의미한다.

중복성 방지는 구축된 데이터 중 유사도가 높거나, 활용 목적에 필요한 특성이 포함되어 있지 않은 데이터의 경우 이를 제거하는 등의 적절한 정제를 수행하여야 함을 말한다.

3.3 라벨링단계 품질관리

라벨링단계의 품질관리를 위해서는 라벨링을 위한 작업 매뉴얼을 확보하고, 라벨링 도구를 확보하며, 해당 데이터의 특성을 고려해서 라벨링 작업 방식을 정해야 한다. 특히, 데이터 라벨링 작업에 필요한 라벨링 규격은 다음의 사항을 반드시 포함하도록 고려해야 한다.

- 라벨 정의 : 라벨 유형, 라벨 구성 항목, 속성값, 타입 등
- 라벨링 작업방법 : 라벨을 부여하는 기준(Ground Truth) 및 방법
- 라벨링 예시 : 정답 라벨링, 오류 라벨링, 모호한 라벨링 처리, 예외 처리 라벨링 등

라벨링 도구는 라벨링 작업에 사용하는 플랫폼 및 SW 도구의 기능 및 사용방법을 기술해야 하며 플랫폼 또는 SW 도구 선택 시 데이터 보안 준수 여부를 확인해야 한다.

라벨링 작업방식은 데이터 특성 및 활용목적을 고려하여 클라우드소싱, 전문업체 아웃소싱, 내부조직 활용 등 데이터 라벨링 작업방식을 선택할 수 있다. 다음은 라벨링 작업방식에 따른 특성을 설명한 것이다.

- 내부조직 : 머신러닝 훈련에 대한 높은 수준의 이해가 필요한 작업, 라벨링 결과에 대한 매우 긴밀한 피드백을 요하는 경우에 적합
- 아웃소싱 : 머신러닝에 대한 이해도는 낮아도 되지만 전문적인 지식과 숙련도를 요구하기 때문에 내부직원이 수행하기에는 어려운 라벨링 작업에 적합
- 클라우드소싱 : 단기간에 대량의 라벨링을 처리해야 하고, 다수의 사용자로부터 데이터 수집 및 라벨링 작업을 요하는 개인정보보호 및 기밀성 수준이 낮은 작업에 적합

라벨링단계의 품질관리는 본 가이드라인의 <부록>에서 제공하는 ‘인공지능 학습용 데이터셋 공통참조기준’ 등을 참조한다.

○ 인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 v1.0

제4장 | 운영·활용단계 품질관리



1 개요

인공지능 학습용 데이터의 운영·활용단계 품질관리는 인공지능 학습용 데이터를 민간에 개방하기 위해 AI Hub에 적재된 학습데이터셋의 품질을 향상시키기 위한 제반 활동을 의미한다.

2 운영단계 품질관리

운영단계 품질관리 활동은 인공지능 학습용 데이터 구축사업을 통해 AI Hub에 적재한 학습데이터셋을 대상으로 품질을 검사하고 개선하는 활동을 의미하며, 이를 위해서는 품질검사 및 개선 활동의 수행을 위한 절차와 품질검사를 위한 기준, 품질검사 방법 등이 필요하다.

품질검사는 ‘검사대상정의(Define)’, ‘품질검사실시(Measure)’, ‘검사결과분석(Analyze)’, ‘개선수행(Implementation)’, ‘품질통제(Control)’의 절차로 수행한다.

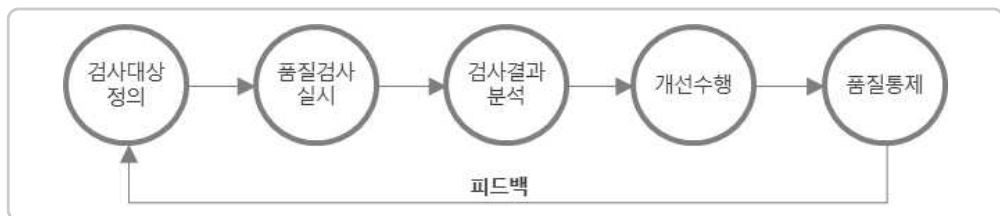


그림 II-4. 학습데이터셋 품질검사 및 개선 절차

- ‘검사대상정의’ 단계에서는 AI Hub에 적재된 학습데이터셋 중에서 품질검사의 대상을 선정하고, 품질검사의 기준과 품질검사 방법을 결정한다.
- ‘품질검사실시’ 단계에서는 선정된 학습데이터셋을 대상으로 정해진 방법과 기준에 따라 품질검사를 실시한다.
- ‘검사결과분석’ 단계에서는 품질검사에 따른 품질오류를 확인하고, 품질오류가 발생한 원인 등을 분석한다.
- ‘개선실시’ 단계에서는 품질오류를 개선하기 위한 개선방향을 수립하고, 개선의 난이도 등을 고려해서 단기개선, 중장기 개선 등으로 구분하여 개선계획을 수립하며, 실제 발견된 오류 데이터를 대상으로 개선을 실시한다.
- ‘품질통제’ 단계에서는 품질검사 및 개선에 관한 목표 대비 실적을 분석하고, 중장기 개선계획 등에 포함된 품질개선 등을 차기 품질검사 및 개선에 피드백한다.

품질검사의 기준은 학습데이터셋의 품질 수준을 측정하기 위한 ‘품질지표’를 의미하며, ‘의미정확성’이나 ‘구문정확성’ 측면에서 품질검사를 실시한다.

표 II-5. 학습데이터셋의 운영단계 품질검사 기준

구분	구문정확성	의미정확성
검사범위	<ul style="list-style-type: none"> • 라벨링 데이터 속성의 누락 • 라벨링 데이터 속성의 데이터 값 누락 • 라벨링 데이터 속성의 형식 준수도 등 	<ul style="list-style-type: none"> • 라벨링 데이터의 정확도 • 라벨링 데이터의 정밀도 • 라벨링 데이터의 재현율 등
검사방법	<ul style="list-style-type: none"> • 품질검사도구 기반의 전수 검사 	<ul style="list-style-type: none"> • 검사자 중심의 샘플링 검사

품질검사의 방법은 품질지표를 어떠한 방법으로 측정할 것인가에 대한 기준이 되는 검사방법을 의미한다. 학습용 데이터셋의 검사는 품질검사

담당자에 의한 개별적인 실측 위주로 진행되며, 데이터의 규모를 고려해서 샘플링 검사 방법을 적용한다.

3 활용단계 품질관리

활용단계의 품질관리는 민간에 개방중인 학습데이터셋의 활용 시 발생하는 품질 이슈를 모니터링하거나, 이용자로부터 인공지능 학습용 데이터의 품질오류를 신고받아 처리하는 ‘품질오류 신고관리’ 활동을 의미한다.

‘품질오류 신고관리’는 내부에서 인지하는 못하는 학습데이터셋의 오류를 인지하고, 이를 개선함으로써 사용자로부터 학습데이터의 신뢰를 확보하는 측면과, 인지하지 못한 오류의 개선으로 인해 자체적인 품질을 향상시키는 성과를 확보할 수 있다. 품질오류 신고관리를 체계적으로 운영하기 위해서는 다음의 사항을 고려해야 한다.

첫째, 품질오류를 신고 받을 수 있는 온라인 창구를 확보하는 것이 중요하다. 대외적으로 발견된 오류를 수집할 수도 있지만, 체계적인 품질오류를 관리하고, 개선활동과 연계하기 위해서는 자체적인 품질오류 신고창구를 확보하는 것이 필요하다.

둘째, 품질오류신고 관리를 위해서는 오류신고를 접수하는 담당자, 오류신고에 따른 학습데이터셋 별 오류접수 및 조치를 위한 담당자를 지정하여 운영하는 것이 매우 중요하다. 품질오류신고 창구는 운영하고 있으나 이를 제대로 처리하기 위한 조직이 없을 경우, 품질오류에 대한 조치가 지연되는 등 사용자의 신뢰가 불신으로 전환될 수 있기 때문이다.

따라서 품질오류 신고내용을 검토한 결과, 신속한 조치가 어려운 경우에는 차년도 품질관리 계획에 반영하여 개선활동으로 이어질 수 있도록 하고, 신고자에게는 불편사항에 대한 조치계획을 알려야 한다.

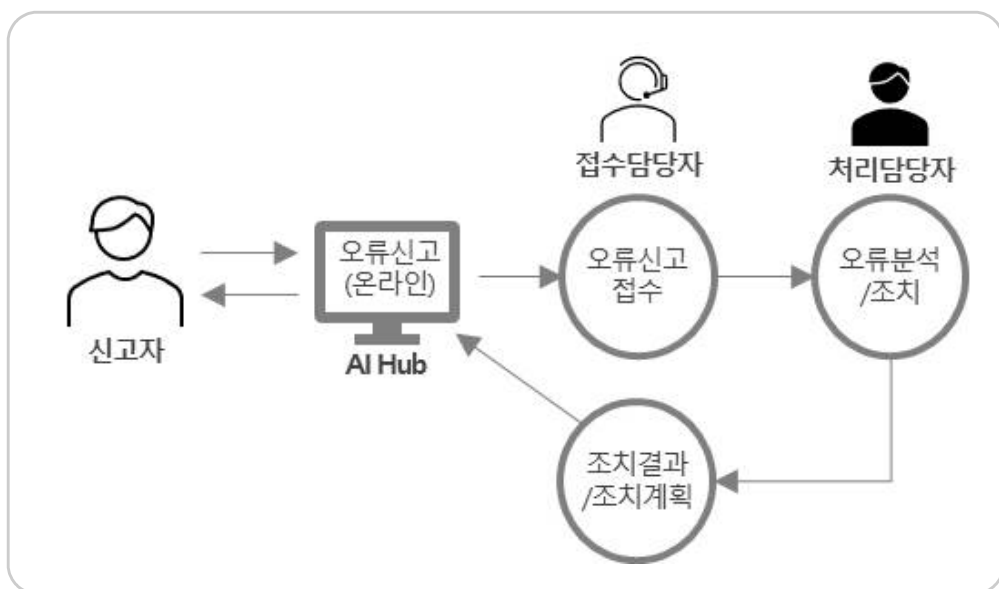


그림 II-5. 품질오류 신고관리 개념도

III 품질관리 기준

제1장 개요

제2장 품질관리 지표



제1장 | 개요



1 목적 및 범위

한국지능정보사회진흥원이 추진하는 ‘인공지능 학습용 데이터 구축사업’과 인공지능 통합플랫폼(AI Hub)를 통해 서비스하는 학습데이터 전반의 품질관리를 위한 기준이 필요하다.

다양한 인공지능 학습용 데이터를 수집·가공·활용하는 특성을 반영하여 범용적이고 공통적인 지표로 인공지능 학습용 데이터에 대한 품질관리를 강화하고, 지속적인 품질관리가 가능할 수 있도록 기준을 마련하고자 한다.

2 품질관리 지표 정의

데이터의 품질을 검사하기 위해서는 사용자의 목적에 맞게 데이터가 관리되고, 사용자의 목적에 따라 어떤 것을 어떻게 검사할 것인지가 중요하다. 데이터는 사용자의 목적에 따른 필요 요소를 사전에 동일한 형태로 갖추고 있어야 하며, 필요 요소에 따른 동일한 형태를 유지하도록 검사와 개선이 필요하다. 이를 위해 데이터 품질관리 지표가 필요하다. 데이터 품질관리 지표는 사용자의 데이터 품질 목표를 달성하는데 필요한 요소가 잘 갖추어졌는지 확인하기 위해 데이터 품질을 관리하는 기준이 된다.

따라서, 데이터 품질관리 지표는 “데이터의 품질 수준을 측정하기 위한 관점을 정의한 것으로 무엇을 측정할 것인가에 대한 기준”이라고 정의할 수 있으며, 수립 방향성은 다음과 같다.

〈데이터 품질관리 기준 수립 방향성〉

- 인공지능 학습용 데이터 품질 강화를 위한 기준 수립
- 지속 가능한 품질관리 기준 수립
- 인공지능 학습용 데이터 특성을 고려한 기준 반영

인공지능 학습용 데이터 품질관리 기준 수립을 위한 절차는 데이터 품질 관리를 위한 범용적이고 공통적인 지표 구성을 위해 국내·외 데이터 품질관리 사례를 분석하여 기준 수립의 원칙을 정의하고, 품질관리 지표를 정의한다. 그리고 품질관리 지표별 진단기준을 정의하고 진단기준별 품질진단 방법을 수립하는 절차로 구성된다.



그림 Ⅲ-1. 데이터 품질관리 기준 수립 절차

제2장 | 품질관리 지표



1 지표 구성

1.1 품질관리 지표 분석 대상

인공지능 학습용 데이터 품질관리 지표는 국내·외 데이터 품질관리 지표 등 7개 사례의 103개 지표 항목을 대상으로 분석하였다.

- 인공지능 학습용 데이터 품질관리 지표 사례 : “인공지능 데이터 품질관리 요구사항 (TTA)”
- 국내 데이터 품질관리 지표 사례 : “공공데이터 품질관리 지표(NIA)”, “빅데이터 플랫폼 및 센터 데이터 품질관리 지표(NIA)”, “데이터 품질관리 지표(K-DATA)”
- 국내 비정형 데이터 품질관리 지표 사례 : “비정형데이터 유형별 품질 지표(K-DATA)”, “국가공간정보센터 품질 기준(국토교통부)”
- 해외 인공지능 데이터 품질관리 지표 사례 : “Data quality for analytics and machine learning - Part 4: Data quality process framework(ISO/IEC WD 5259-4:2020(E))”

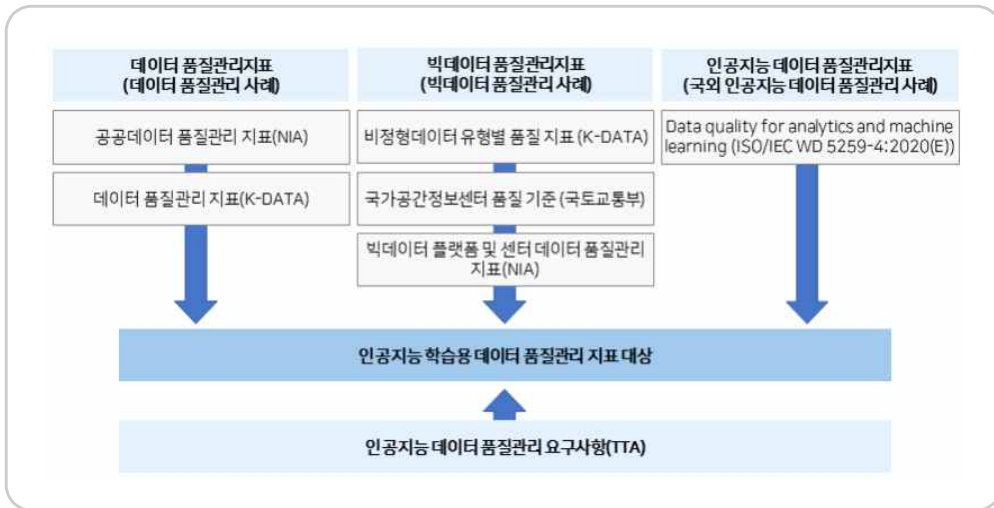


그림 III-2. 품질지표 분석 대상

1.2 품질관리 지표 분석 방법

데이터 품질관리 지표는 인공지능 학습용 데이터 특성을 반영하기 위해 인공지능 학습용 데이터 생애주기 분석을 수행하였으며, 인공지능 학습용 데이터에 대한 품질지표, 품질관리, 구축공정을 품질 및 구축관점에서 일치성을 분석하였으며, 인공지능 학습용 데이터 분석을 위해 ‘인공지능 데이터 품질관리 요구사항 (TTA)’의 품질 지표와 국내 데이터 품질관리 지표를 추출하여 지표 간 유사성에 따라 그룹화하여 분석하였다.

- ‘인공지능 학습용 데이터 생애주기 분석’에서는 생애주기 단계 및 지표 기준을 구성하고, 생애주기 단계별로 공통성 분석 및 속성 그룹화를 통해 공통 지표를 도출하여 분석
- ‘인공지능 학습용 데이터 품질 및 구축관점에서 일치성 분석’은 인공지능 학습용 데이터에 대한 품질지표, 품질관리, 구축공정을 품질 및 구축관점에서 지표를 분석

- ‘인공지능 학습용 데이터 분석’은 ‘인공지능 데이터 품질관리 요구사항 (TTA)’의 품질 지표와 국내 데이터 품질관리 지표를 추출하고 지표 간 유사성에 따라 그룹하여 분석

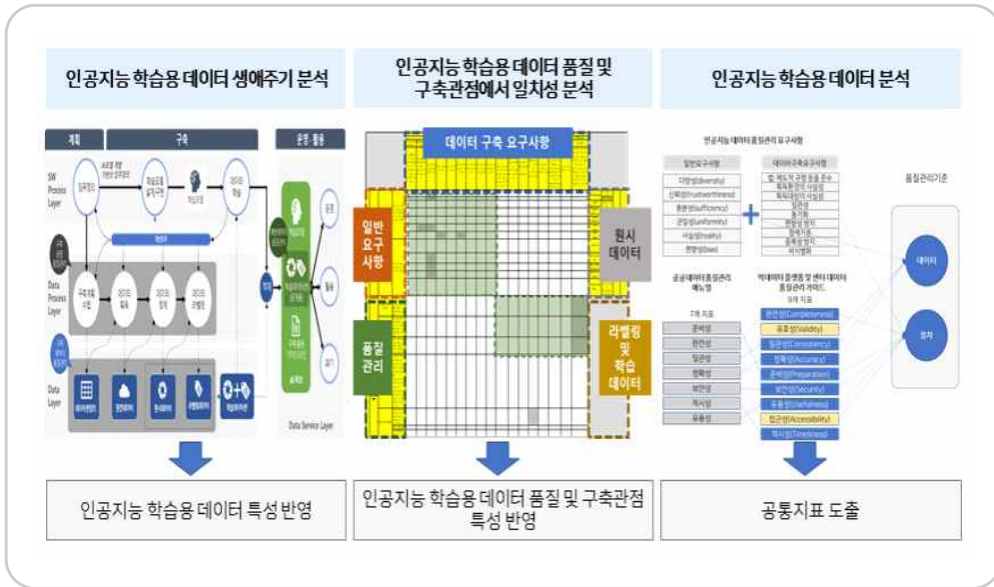


그림 III-3. 품질지표 분석 방법

1.3 품질관리 지표 도출

인공지능 학습용 데이터 품질관리 지표는 인공지능 학습용 데이터 생애주기 분석, 인공지능 학습용 데이터 구축 및 품질관점에서 일치성 분석, 인공지능 학습용 데이터 분석을 통해 구축 및 활용관점을 반영한 적합성, 정확성, 유효성, 준비성, 완전성, 유용성 등 6가지 지표로 구성한다.

- ‘인공지능 학습용 데이터 생애주기 분석’을 통해 6가지 지표를 도출
- ‘인공지능 학습용 데이터 구축 및 품질관점에서 일치성 분석’을 통해 데이터 구축요구사항의 일반요구사항, 품질관리, 데이터 측면에서 사용될 수 있도록 지표를 보완

- ‘인공지능 학습용 데이터 분석’을 통해 데이터와 절차에 적용 가능하도록 지표를 보완

표 III-1. 품질관리 지표 정의

구분	지표	설명
절차	준비성	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 품질관리를 위해 기본적으로 관리해야 하는 정책, 규정(저작권, 초상권, 개인정보보호 및 정보보호 등에 대한 검토 결과를 포함), 조직, 절차 등을 마련하고, 최신의 내용으로 충실하게 관리되는지를 검사하는 지표
	완전성	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터를 구축함에 있어 물리적인 구조를 갖추고, 정의한 데이터 형식 및 입력값 범위에 맞게 데이터가 저장되도록 설계·구축 되었는지를 검사하는 지표
	유용성	<ul style="list-style-type: none"> 발주기관(수요자)의 요구사항이 충분히 반영되었는지, 임무정의에 적합한 인공지능 학습용 데이터의 범위와 상세화 정도를 충족시키는지를 검사하는 지표
데이터	적합성	<ul style="list-style-type: none"> 학습용도 적합성을 측정하는 지표로 (기준적합성) 다양성, 신뢰성, 충분성, 사실성 (기술적합성) 파일포맷, 해상도, 선명도, 컬러, 크기, 길이, 음질 등 통계적 다양성 : 클래스 분포도, 인스턴스 분포도, 문장길이, 어휘 개수 등
	정확성	<ul style="list-style-type: none"> 라벨링 정확성을 측정하는 지표로 (의미 정확성) 정확도, 정밀도, 재현율을 측정하는 지표 (구문 정확성) 어노테이션 데이터를 구성하는 속성 값들과 원래 정의한 데이터 형식 및 입력 값 범위와의 일치성을 측정하는 지표
	유효성	<ul style="list-style-type: none"> 학습용 데이터로 훈련시키는데 적합한 인공지능 알고리즘의 유효성을 측정하는 지표

【참고】 용어 상세 설명

지표	설명
적합성	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능을 활용하여 문제를 해결하는데 요구되는 기준에 적합하게 원시 데이터는 이미지, 동영상, 음성, 텍스트, 정량수치 등 데이터 유형과 활용 목적에 적합한 파일 규격과 속성 값을 사용하는 것임 또한, 적합성에서 사용되는 (기준적합성) 다양성은 활용목적을 달성할 수 있도록 인공지능이 처리해야 하는 실제 세상의 데이터와 유사한 특성과 변동성을 가진 데이터로 구성한 것임 <ul style="list-style-type: none"> 포괄성(coverage) : 사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등 학습에 유용한 모든 특성정보를 포함 예시) 자율주행 데이터는 위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함 예시) 어류행동 데이터는 동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함 예시) 음성 데이터는 발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함 변동성(variation) : 사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 등 데이터 특성정보가 학습에 유용한 범위에서 다양하게 변화해야 함 예시) 자율주행 동영상은 넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영
정확성	<ul style="list-style-type: none"> 의미 정확성 데이터 라벨링 과정에서 생성한 정답값이 실제 참값에 어느정도 범위에서 부합하는지 그 정도를 기하학적 중첩율 또는 정답 비율 등으로 확인할 수 있어야 함 예시) 바운딩박스 정밀도(95%), 재현율(85%) 구문 정확성 어노테이션 데이터 구조, 속성 및 값이 사전에 정의한 구문규칙에 따라 정확하게 입력되어 있고 누락된 정보가 없는지 확인할 수 있어야 함 예시) 라벨링 데이터 구조(형식/값)의 오류율 0.1% 미만
유효성	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 학습을 통해 성능개선할 수 있도록 구현된 알고리즘을 의미하며 데이터 학습을 통해 달성한 성능 또는 성능 개선정도

수립된 데이터 품질관리의 6개 지표는 인공지능 학습용 데이터 생애주기인 계획, 구축, 운영·활용 단계의 품질관리까지 활용하여 데이터 품질 수준을 확보하는 기준이 된다.

- 계획, 구축, 운영·활용 단계에서 데이터 품질을 확보하는 주요 지표는 적합성, 정확성, 유효성이며, 인공지능 학습용 데이터의 품질 확보를 위한 지표 개선은 데이터 적합성, 데이터 값과 형식 정확성, 학습모델의 유효성을 높인다.
- 계획, 구축단계 품질관리에서 절차에 대한 품질을 확보하는 주요 지표는 준비성, 완전성, 유용성이며, 지표 개선은 인공지능 학습용 데이터셋 구축 품질을 제고한다.

인공지능 학습용 데이터 생애주기에서 계획, 구축단계인 ‘임무정의, 구축계획수립, 데이터획득, 데이터정제, 데이터라벨링, 데이터학습’까지의 품질확보를 위해 절차측면의 준비성, 완전성, 유용성과 데이터 측면의 적합성, 정확성, 유효성을 주요 지표로 활용하며, 운영·활용단계에서는 데이터 측면의 정확성과 유효성을 주요 지표로 활용한다.

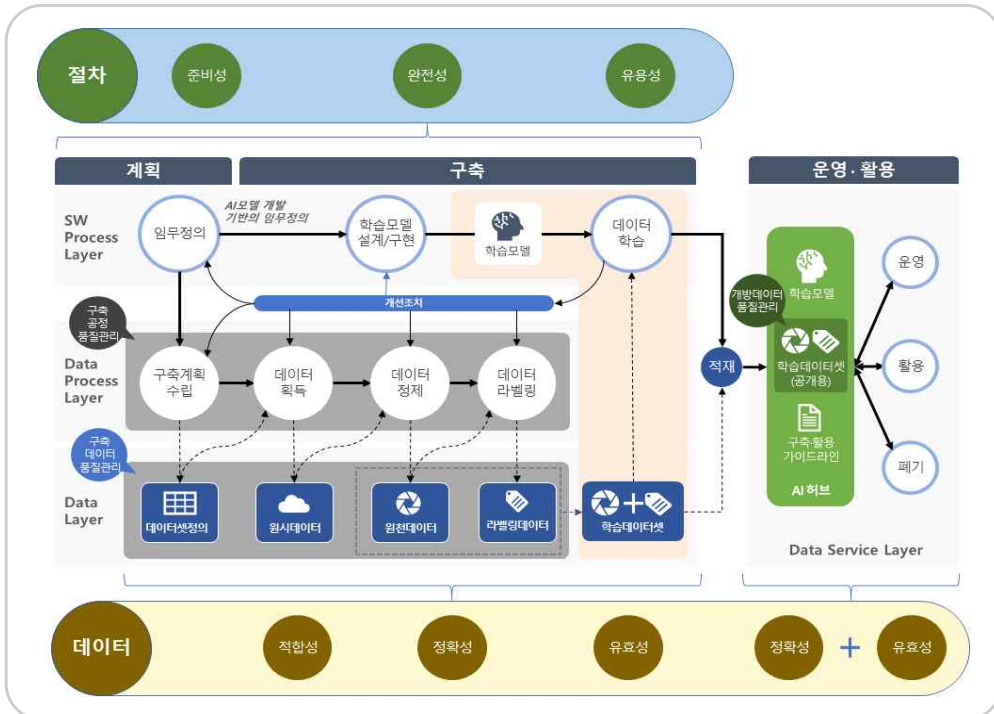


그림 III-4. 인공지능 학습용 데이터 생애주기와 품질지표 간의 관계

2 세부 지표

2.1 품질관리 세부지표 정의

인공지능 학습용 데이터의 품질관리 세부지표는 품질검사가 가능한 품질관리 대상을 값, 구조, 공정으로 판단하고, 구체적으로 검사하기 위해 품질관리 지표를 세분화하여 구성한다.

표 III-2. 품질관리 세부지표 정의

지표	세부지표	정의
준비성	계획 수립성	• 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 절차, 조직, 도구, 위험관리 등이 체계적으로 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인하는 지표
	체계 준수성	• 법·제도, 보안, 개인정보보호 등에 대한 검토 방법 및 절차를 수립하고 수행하고 있는지 확인하는 지표
완전성	수집 완전성	• 원시데이터 수집이 체계적으로 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인하는 지표
	정제 완전성	• 수집된 원시데이터 정제가 체계적으로 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인하는 지표
	가공 완전성	• 원천데이터에 대한 라벨링이 체계적으로 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인하는 지표
유용성	사용 편의성	• 사용자의 다양한 요구사항을 만족 시킬 수 있는 학습모델과 학습용 데이터셋이 제공되고 있는지 확인하는 지표
	유연성	• 사용자의 요구사항을 수용할 수 있는 학습모델 개발 및 적용이 유연한지 검사하는 지표
적합성	기준 적합성	• 원시 데이터가 인공지능을 활용하여 문제를 해결하는데 요구되는 다양성, 신뢰성, 충분성, 균일성, 사실성, 편향성 등 기준에 적합하게 구성되어 있는지 확인하는 지표
	기술 적합성	• 원시 데이터가 해당 분야 파일포맷, 해상도, 프레임 레이트, 컬러심도, 어절수 등 기준에 적합하게 구성되어 있는지 확인하는 지표
	통계적 다양성	• 이미지, 영상, 텍스트, 음성 등 데이터에 대한 클래스 분포, 인스턴스 분포, 문장길이, 어휘개수 등 분석 가능 항목의 통계적 분포를 검사하는 지표

지표	세부지표	정의
정확성	의미 정확성	• 생성된 어노테이션과 참값 어노테이션 간 정확도, 정밀도, 재현율을 검사하는 지표
	구문 정확성	• 데이터 구조, 입력값 범위, 데이터 형식이 정확하게 입력되어 있고 누락된 정보는 없는지 검사하는 지표
유효성	학습모델 유효성	• 학습용 데이터를 인공지능 알고리즘으로 훈련시켰을 때 분류성능, 탐지성능, 인식성능, 질의응답, 기계번역, 문서요약, 음성인식, 음성합성에 대해 목표로 했던 수준의 성능 달성이 가능한지 검사하는 지표

※ 인공지능 데이터 품질관리 요구사항(TTA), 인공지능 데이터 품질 표준안, AI 학습용 데이터 구축사업 데이터 품질검증 추진방안, 체크리스트 참조

2.2 품질관리 기준

품질관리 기준은 품질관리 지표를 기반으로 하여 수행기관과 참여기관 품질관리 담당자가 품질 검사를 수행 시 어떻게 검사를 할 것인지에 대한 기준을 제시한 것으로 품질관리 세부지표별로 기준을 정의하였다.

표 III-3. 품질관리 기준 정의

지표	세부지표	기준
준비성	계획 수립성	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 절차, 조직(역할과 책임), 도구 등이 체계적으로 수립하여 관리 및 수행하고 있는지를 확인 • 인공지능 학습용 데이터 구축 시 발생하는 위험관리 방안이 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
	체계 준수성	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습용 데이터 구축 시 관련 법·제도(개인정보, 초상권, 저작권 등)에 대한 충분한 검토와 해결방안이 제시되었는지 확인 • 개인정보보호, 비식별화 조치 등 민감정보 보호와 인공지능 학습용 데이터 보안관리를 위한 절차와 규정을 수립하고 수행하고 있는지 확인
완전성	수집 완전성	<ul style="list-style-type: none"> • 수집된 데이터의 편향성 방지방안을 수립하고 수행하고 있는지 확인 • 데이터 수집 방법 및 기준, 교육, 검수에 대한 체계를 수립하고 수행하고 있는지 확인 • 데이터 수집기준 변경을 위한 체계를 수립하고 수행하고 있는지 확인

지표	세부지표	기준
	정제 완전성	<ul style="list-style-type: none"> 개인정보보호를 위한 비식별화 조치 등 민감정보 보호를 위한 절차와 규정을 수립하고 수행하고 있는지 확인 데이터 정제 방법 및 기준, 교육, 검수에 대한 체계를 수립하고 수행하고 있는지 확인 데이터 정제 기준 변경을 위한 체계를 수립하고 수행하고 있는지 확인
	가공 완전성	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 라벨링 방법 및 기준, 교육, 검수에 대한 체계를 수립하고 수행하고 있는지 확인 데이터 라벨링 기준 변경을 위한 체계를 수립하고 수행하고 있는지 확인
유용성	사용 편의성	<ul style="list-style-type: none"> 사용자의 요구사항을 만족 시킬 수 있는 학습모델과 학습용 데이터셋이 제공되고 있는지 확인
	유연성	<ul style="list-style-type: none"> 사용자 요구사항을 수용할 수 있는 학습모델 선정 및 적용이 유연한지 확인
적합성	기준 적합성	<ul style="list-style-type: none"> 원시 데이터가 인공지능을 활용하여 문제를 해결하는데 요구되는 다양성, 신뢰성, 충분성, 균일성, 사실성, 공정성 등 기준에 적합하게 구성되어 있는지 확인
	기술 적합성	<ul style="list-style-type: none"> 원시 데이터가 해당 분야 파일포맷, 해상도, 프레임 레이트, 컬러심도, 어절수 등 기준에 적합하게 구성되어 있는지 확인
	통계적 다양성	<ul style="list-style-type: none"> 이미지, 영상, 텍스트, 음성 등 데이터에 대한 클래스 분포, 인스턴스 분포, 문장길이, 어휘개수 등 분석 가능 항목의 통계적 분포를 확인
정확성	의미 정확성	<ul style="list-style-type: none"> 생성된 어노테이션과 참값 어노테이션 간 정확도, 정밀도, 재현율을 확인
	구문 정확성	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 구조, 입력값 범위, 데이터형식이 정확하게 입력되어 있고 누락된 정보는 없는지 확인
유효성	학습모델 유효성	<ul style="list-style-type: none"> 학습용 데이터를 인공지능 알고리즘으로 훈련시켰을 때 분류성능, 탐지성능, 인식성능, 질의응답, 기계번역, 문서요약, 음성인식, 음성합성에 대한 목표로 했던 수준의 성능 달성이 가능한지 확인

데이터 품질검사 방법은 세부지표를 기준으로 검사 대상별로 정량적 검사와 정성적 검사를 수행하며, 세부지표와 검사대상 간 매핑을 통해 해당 지표별 검사대상과 검사방법을 사용한다.

품질지표			검사대상 데이터종류				검사대상 구축과정						검사 방법	
			동영상	이미지	텍스트	음성	임무 정의	구축 계획 수립	데이터 획득	데이터 정제	데이터 라벨링	데이터 학습	정량적 검사	정성적 검사
준비성	계획 수립성	절차준비					●	●	●	●	●			√
		조직준비					●	●	●	●	●			√
		도구준비						●	●	●	●			√
		위험관리					●	●	●	●	●			√
	체계 준수성	보안준수					●	●	●	●	●			√
		법·제도 준수					●	●	●	●	●			√
완전성	수집완전성								●					√
	정제완전성									●				√
	가공완전성										●			√
유용성	사용편의성						●					●		√
	유연성						●					●		√
적합성	기준 적합성	다양성	●	●	●	●		●	●					√
		신뢰성	●	●	●	●		●	●					√
		충분성	●	●	●	●		●	●					√
		균일성	●	●	●	●		●	●					√
		사실성	●	●	●	●		●	●					√
		공평성	●	●	●	●		●	●					√
	기술 적합성	파일포맷	●	●	●	●							√	
		해상도	●	●									√	
		프레임 레이트	●										√	
		컬러심도	●	●									√	
	통계적 다양성	어절수			●	●							√	
		클래스 분포	●	●	●	●							√	
		인스턴스 분포	●	●	●	●							√	
		문장길이			●	●							√	
		어휘개수			●	●							√	
정확성	의미 정확성	정확도	●	●	●	●							√	
		정밀도	●	●	●								√	
		재현율	●	●	●								√	
	구문 정확성	데이터 구조	●	●	●	●							√	
		입력값 범위	●	●	●	●							√	
		데이터 형식	●	●	●	●							√	
유효성	학습 모델 유효성	분류성능	●	●									√	
		탐지성능	●	●									√	
		인식성능	●	●									√	
		질의응답			●								√	
		기계번역			●								√	
		문서요약			●								√	
		음성인식				●							√	
		음성합성				●							√	

3 검사 기준

3.1 준비성

‘준비성’에 대한 세부지표는 ‘계획수립성’과 ‘체계준수성’으로 구성되며, 세부적인 지표 구성은 계획수립성은 절차준비, 조직준비, 도구준비, 위험관리의 4개 지표로 구성되며, 체계준수성은 보안준수, 법·제도 준수의 2개 지표로 구성된다.

표 III-4. 준비성 품질지표 구성

품질지표		
준비성	계획수립성	절차준비
		조직준비
		도구준비
		위험관리
	체계준수성	보안준수
		법·제도 준수

3.1.1 계획수립성 - 절차준비

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 절차가 체계적으로 수립하여 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	사업수행계획서/구축계획서/품질관리계획서 등
	공정	임무정의/구축계획수립/데이터획득/데이터정제/데이터라벨링
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
임무정의	<ul style="list-style-type: none"> • 발주기관(수요자) 요구사항을 수집하였는가? • 발주기관(수요자) 요구사항을 분석하였는가? • 과제관련 유사 또는 동일한 연구 등에 대한 사전조사를 하였는가? • 과제에 적합한 모델선정 방안을 마련하였는가? • 과제에 적합한 모델선정 결과를 제시하였는가? • 과제에 적합한 모델선정 시 제약사항, 한계점 등에 대한 내용을 제시하였는가? • 모델 성능지표와 목표를 제시하였는가? • 인공지능 학습모델에 성능을 보장하기 위한 지표와 목표를 제시하였는가?(지표 특징, 선행 연구결과 등에 대한 조사) • 인공지능 학습모델에 성능을 보장하기 위한 지표와 목표에 대한 객관성 확보를 위한 근거를 제시하였는가?(전문가 자문 등)
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습용 데이터셋을 정의하였는가? • 인공지능 학습용 데이터셋(훈련용, 검증용, 시험용) 구성 비율을 제시하였는가?(8:1:1 or etc..) • 인공지능 학습용 데이터셋 중 시험용 데이터셋 미활용을 위한 관리 방안을 제시하였는가?(관리 및 운영 규정, 환경, 접근권한 등) • 원천, 원시, 라벨링, 모델 구축을 위한 환경 구성계획을 수립하였는가? • 인공지능 학습용 데이터 분류체계를 정의하였는가? • 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토계획을 수립하였는가? • 정의된 분류체계별로 데이터 획득, 정제, 라벨링 계획을 수립하였는가? • 학습모델 검토를 위한 초기데이터(데이터 규모 10%이내) 선정 방법 및 기준을 마련하였는가? • 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토결과 반영을 위한 절차를 마련하였는가?

단계	체크리스트
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 선정을 위한 개인정보, 초상권, 저작권, 명예훼손, 보안 등과 관련된 법·제도적인 검토 절차를 마련하였는가? • 데이터 선정 시 획득 기술 및 방법에 대한 검토절차를 마련하였는가? ※ '인공지능 학습용 데이터셋 구축가이드'의 원천데이터 선정 참조 • 데이터 획득을 위한 개인정보, 초상권, 저작권, 명예훼손, 보안 등과 관련된 법·제도적인 검토 절차를 마련하였는가? • 데이터 획득 방법 및 기준을 마련하였는가? • 데이터 획득 시 미확보 데이터 획득을 위한 방안을 수립하였는가? • 데이터 획득 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? • 데이터 획득 방법에 대한 교육 및 훈련계획을 수립하였는가? • 데이터 획득결과에 대한 검수절차를 마련하였는가? • 데이터 획득결과에 대한 검수 교육 및 훈련계획을 수립하였는가? • 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토결과 반영을 위한 절차를 마련하였는가?
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 정제 시 개인정보보호 등 비식별화를 위한 기준과 절차를 마련하였는가? • 데이터 정제 방법 및 기준을 마련하였는가? • 데이터 정제 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? • 데이터 정제 방법에 대한 교육 및 훈련계획을 수립하였는가? • 데이터 정제결과에 대한 검수절차와 기준을 마련하였는가? • 데이터 정제결과에 대한 검수 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? • 데이터 정제결과에 대한 검수 교육 및 훈련계획을 수립하였는가?
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 라벨링 방법 및 기준을 마련하였는가? • 데이터 라벨링 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? • 데이터 라벨링 방법에 대한 교육 및 훈련계획을 수립하였는가? • 데이터 라벨링 결과에 대한 검수절차를 마련하였는가? • 데이터 라벨링 결과에 대한 검수 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? • 데이터 라벨링 결과에 대한 검수 교육 및 훈련계획을 수립하였는가? • 인공지능 학습모델에 라벨링 데이터가 적합한지 검사를 위한 데이터 샘플링 방안을 마련하였는가?

3.1.2 계획수립성 - 조직준비

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 조직구성, 역할 및 책임이 체계적으로 수립되어 관리 및 운영하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	사업수행계획서/구축계획서/품질관리계획서 등
	공정	구축계획수립/데이터획득/데이터정제/데이터라벨링
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토를 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가? 인공지능 학습용 데이터셋 중 시험용 데이터셋 미활용을 위한 관리자를 지정하였는가?
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득을 위한 관련 법·제도적인 검토를 위한 전담조직을 구성하였는가? 데이터 획득을 위한 조직을 구성하고 담당자를 명시 하였는가? 데이터 획득을 위한 인력운영 계획을 수립하였는가? 데이터 획득을 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가? 데이터 획득 방법에 대한 교육 및 훈련을 위한 조직을 구성하고 담당자를 명시 하였는가? 데이터 획득 방법에 대한 교육 및 훈련을 위한 조직 역할과 책임을 정의하였는가? 데이터 획득결과에 대한 검수를 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가?
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 정제 시 개인정보보호 등 비식별화를 위한 기준 마련을 위한 전담조직을 구성하였는가? 데이터 정제를 위한 조직을 구성하고 담당자를 명시 하였는가? 데이터 정제를 위한 인력운영 계획을 수립하였는가? 데이터 정제를 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가?

단계	체크리스트
	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 정제 방법에 대한 교육 및 훈련을 위한 조직을 구성하고 담당자를 명시 하였는가? • 데이터 정제 방법에 대한 교육 및 훈련을 위한 조직 역할과 책임을 정의하였는가? • 데이터 정제 결과에 대한 검수를 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가?
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 라벨링을 위한 조직을 구성하고 담당자를 명시 하였는가? • 데이터 라벨링을 위한 인력운영 계획을 수립하였는가? • 데이터 라벨링을 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가? • 데이터 라벨링 방법에 대한 교육 및 훈련을 위한 조직을 구성하고 담당자를 명시 하였는가? • 데이터 라벨링 방법에 대한 교육 및 훈련을 위한 조직 역할과 책임을 정의하였는가? • 데이터 라벨링 결과에 대한 검수를 위한 조직의 역할과 책임을 정의하였는가?

3.1.3 계획수립성 - 도구준비

가) 검사 기준 및 방법

분류	검사기준 및 방법
검사상세	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 도구와 환경 구성을 위한 계획이 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사 대상	산출물 사업수행계획서/구축계획서/품질관리계획서 등
	공정 구축계획수립/데이터획득/데이터정제/데이터라벨링
검사방법	체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> • 모델 선정에 따른 학습모델이 정의되어 있는가? • 요구사항 변화에 따른 후보 학습모델을 제시하고 있는가?
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 획득을 위한 작업 도구를 정의하였는가? • 데이터 획득을 위한 작업 도구 활용을 위한 사용자/관리자 매뉴얼이 있는가? • 데이터 획득을 위한 작업 도구에 대한 교육 및 훈련 계획을 수립하였는가? • 데이터 획득을 위한 작업 도구에 대한 교육 및 훈련을 실시하였는가? • 데이터 획득을 위한 작업 도구에 대한 법·제도적(저작권 등) 검토를 하였는가?
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 정제를 위한 작업 도구를 정의하였는가? • 데이터 정제를 위한 작업 도구 활용을 위한 사용자/관리자 매뉴얼이 있는가? • 데이터 정제를 위한 작업 도구에 대한 교육 및 훈련 계획을 수립하였는가? • 데이터 정제를 위한 작업 도구에 대한 교육 및 훈련을 실시하였는가? • 데이터 정제를 위한 작업 도구에 대한 법·제도적(저작권 등) 검토를 하였는가?
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 라벨링을 위한 작업 도구를 정의하였는가? • 데이터 라벨링을 위한 작업 도구 활용을 위한 사용자/관리자 매뉴얼이 있는가? • 데이터 라벨링을 위한 작업 도구에 대한 교육 및 훈련 계획을 수립하였는가? • 데이터 라벨링을 위한 작업 도구에 대한 교육 및 훈련을 실시하였는가? • 데이터 라벨링을 위한 작업 도구에 대한 법·제도적(저작권 등) 검토를 하였는가?

3.1.4 계획수립성 - 위험관리

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 위험관리체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	사업수행계획서/구축계획서/품질관리계획서 등
	공정	구축계획수립/데이터획득/데이터정제/데이터라벨링
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 사업의 위험관리를 위한 계획을 수립하였는가? 사업의 위험관리를 위한 위험요소를 식별하였는가? 식별된 위험대응을 위한 활동을 수행하고 있는가?
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득 시 위험관리를 위한 계획을 수립하였는가? 데이터 획득 시 위험관리를 위한 위험요소를 식별하였는가? 식별된 위험대응을 위한 활동을 수행하고 있는가?
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 정제 시 위험관리를 위한 계획을 수립하였는가? 데이터 정제 시 위험관리를 위한 위험요소를 식별하였는가? 식별된 위험대응을 위한 활동을 수행하고 있는가?
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 라벨링 시 위험관리를 위한 계획을 수립하였는가? 데이터 라벨링 시 위험관리를 위한 위험요소를 식별하였는가? 식별된 위험대응을 위한 활동을 수행하고 있는가?

3.1.5 체계준수성 - 보안준수

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 개인정보보호, 비식별화 조치 등 민감정보 보호와 인공지능 학습용 데이터 보안관리를 위한 절차와 규정이 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	사업수행계획서/구축계획서/품질관리계획서 등
	공정	구축계획수립/데이터획득/데이터정제/데이터라벨링
검사방법		체크리스트

※ 개인정보보호 및 보안관련 법령·고시·권고 참조

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터셋(훈련용, 검증용, 시험용)에 대한 보안 관리체계를 마련하였는가?(관리 및 운영 규정, 환경, 접근권한 등) 민감정보 보호를 위한 체계를 마련하였는가?(관리 및 운영 규정, 환경, 접근권한 등) <p>※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 고시·권고사항 준수</p>
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득에 대한 보안관리를 수행하고 있는가?(담당자지정, 운영 환경구성, 접근권한관리 등) 민감정보 보호를 위한 활동을 수행하고 있는가?(담당자지정, 로그관리 등) <p>※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 고시·권고사항 준수</p>
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 정제 시 개인정보보호 등 비식별화를 수행하고 있는가? 데이터 정제에 대한 보안관리를 수행하고 있는가?(담당자지정, 운영 환경구성, 접근권한관리 등) <p>※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 고시·권고사항 준수</p>
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 라벨링에 대한 보안관리를 수행하고 있는가?(담당자지정, 운영 환경구성, 접근권한관리 등) <p>※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 고시·권고사항 준수</p>

※ 개인정보보호 및 보안관련 법령·고시·권고 참조

【참고】 개인정보보호 및 보안관련 법령·고시·권고

- 개인정보보호, 보안, 기타관련 법령

구분	법	시행령	시행규칙
정보보호 관계법령	정보통신망 이용촉진 및 정보보호 등에 관한 법률	정보통신망 이용촉진 및 정보보호 등에 관한 법률 시행령	정보통신망 이용촉진 및 정보보호 등에 관한 법률 시행규칙
	정보통신기반 보호법	정보통신기반 보호법 시행령	정보통신기반 보호법 시행규칙
	국가정보화 기본법	국가정보화 기본법 시행령	국가정보화 기본법 시행규칙
	전자정부법	전자정부법 시행령	-
개인정보 보호 관계 법령	개인정보 보호법	개인정보 보호법 시행령	-
	위치정보의 보호 및 이용 등에 관한 법률	위치정보의 보호 및 이용 등에 관한 법률 시행령	-
기타 참고 법령	전자문서 및 전자거래 기본법	전자문서 및 전자거래 기본법 시행령	전자문서 및 전자거래 기본법 시행규칙
	전자서명법	전자서명법 시행령	전자서명법 시행규칙
	통신비밀보호법	통신비밀보호법 시행령	통신제한조치 등 허가규칙
	-	국가사이버안전관리규정	-
	-	보안업무규정	보안업무규정 시행규칙
	방송통신발전 기본법	방송통신발전 기본법 시행령	-
	국가공간정보 기본법	국가공간정보 기본법 시행령	-

- 개인정보보호, 보안, 기타관련 고시·권고

법률명칭	고시	권고
정보통신망 이용촉진 및 정보보호 등에 관한 법률	정보보호 및 개인정보보호 관리체계 인증 등에 관한 고시	개인정보 수집·제공 동의서 작성 가이드라인
	본인확인기관의 지정 등에 관한 기준	
	정보보호 관리등급 부여에 관한 고시	
	정보보호조치에 관한 지침 집적정보 통신시설 보호지침	
개인정보 보호법	개인정보 영향평가에 관한 고시	

법률명칭	고시	권고
	정보보호 및 개인정보보호 관리체계 인증 등에 관한 고시	금융분야 개인정보보호 가이드라인
	개인정보보호 자율규제단체 지정 등에 관한 규정	개인정보보호 가이드라인- 의료 기관 · 약국 · 사회복지시설
	개인정보의 안전성 확보조치 기준	개인정보보호 가이드라인-인사,노무
	표준 개인정보 보호지침	개인정보보호 가이드라인-학원, 교습소
	개인정보의 기술적·관리적 보호조치 기준	영상정보 처리기기 설치·운영 가이드라인
		바이오 정보보호 가이드라인
위치정보의 보호 및 이용 등에 관한 법률	위치정보의 보호 및 이용 등에 관한 법률 시행에 관한	
	방송통신위원회 규정	
	위치정보사업허가 세부심사기준별 평가방법	
전자문서 및 전자거래 기본법	공인전자문서센터 시설 및 장비 등에 관한 규정	
	공인전자문서센터 지정기준 중 인력·기술능력	
	공인전자문서중계자 업무준칙	
	공인전자문서중계자 인력·기술능력, 시설·장비 규정	
	공인전자주소의 구성 및 체계 등에 관한 규정	
	전자문서보관등 표준업무준칙	
	전자화문서의 작성 시설 및 장비 인증 기준 세부사항	
	전자화문서의 작성 절차 및 방법에 관한 규정	
전자서명법	공인인증기관의 보호조치에 관한 규정	
	공인인증기관의 시설 및 장비 등에 관한 규정	
	공인인증업무준칙 작성표준	
	전자서명인증업무지침	

3.1.5 체계준수성 - 법·제도 준수

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 관련 법·제도(개인정보, 초상권, 저작권 등)에 대한 충분한 검토와 해결방안이 제시되었는지 검사
검사 대상	산출물	사업수행계획서/구축계획서/품질관리계획서 등
	공정	구축계획수립/데이터획득/데이터정제/데이터라벨링
검사방법		체크리스트

※ 개인정보보호 및 보안관련 법령·고시·권고, 저작권 및 초상권을 위한 저작권 관련 법령 참조

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 관련 법·제도적인 검토를 위한 절차 및 해결방안을 제시하는가? 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 개인정보활용 동의 절차를 마련하고 수행하고 있는가? 인공지능 학습용 데이터 구축을 위한 초상권 활용 동의 절차를 마련하고 수행하고 있는가? 인공지능 학습용 데이터 구축 시 명예훼손 가능성 여부 검토 절차를 마련하고 수행하고 있는가? ※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 저작권 및 초상권관련 관계법령준수
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득을 위한 관련 법·제도적인 검토를 위한 절차 및 해결방안을 제시하는가? 데이터 획득 시 저작권 보호 대상인 경우 법에 저촉되지 않는 범위 내에서 획득할 수 있는 방안을 마련하였는가? 데이터 획득 시 저작권 보호 대상 저작물 활용에 따른 동의절차를 마련하고 수행하는가? 데이터 획득 시 저작권 보호 대상 저작물 활용에 따른 계약절차를 마련하고 수행하는가? ※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 저작권 및 초상권관련 관계법령준수

단계	체크리스트
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 정제를 위한 관련 민감정보 비식별화 조치 등 법·제도적인 검토 절차 및 해결방안을 제시하는가? • 데이터 정제를 위한 비식별화 기법 적용하는 방안을 마련하였는가? ※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 저작권 및 초상권관련 관계법령준수
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 라벨링을 위한 법·제도적인 검토 절차 및 해결방안을 제시하는가? ※ 개인정보보호 및 보안을 위한 관계법령, 저작권 및 초상권관련 관계법령준수

※ 개인정보보호 및 보안관련 법령·고시·권고, 저작권 및 초상권을 위한 저작권 관련 법령 참조

【참고】 저작권 관련 법령

• 저작권 관련 법령

구분	법	시행령	시행규칙
저작권	저작권법	저작권법 시행령	저작권법 시행규칙
문화	문화기본법	문화기본법 시행령	문화기본법 시행규칙
	문화예술진흥법	문화예술진흥법 시행령	문화예술진흥법 시행규칙
	대중문화산업법	대중문화산업법 시행령	대중문화산업법 시행규칙
출판	인쇄문화법	인쇄문화법 시행령	인쇄문화법 시행규칙
	출판법	출판법 시행령	출판법 시행규칙
콘텐츠	콘텐츠산업법	콘텐츠산업법 시행령	콘텐츠산업법 시행규칙
	음악산업법	음악산업법 시행령	음악산업법 시행규칙
	영화비디오법	영화비디오법 시행령	영화비디오법 시행규칙
소프트웨어	소프트웨어산업법	소프트웨어산업법 시행령	소프트웨어산업법 시행규칙
기타 지식 재산권	지식재산기본법	지식재산기본법 시행령	지식재산기본법 시행규칙
	특허법	특허법 시행령	특허법 시행규칙
	실용신안법	실용신안법 시행령	실용신안법 시행규칙
	상표법	상표법 시행령	상표법 시행규칙
	디자인보호법	디자인보호법 시행령	디자인보호법 시행규칙

3.2 완전성

‘완전성’에 대한 세부지표는 ‘수집완전성’, ‘정제완전성’, ‘가공완전성’으로 구성된다.

표 III-5. 완전성 품질지표 구성

품질지표	
완전성	수집완전성
	정제완전성
	가공완전성

3.2.1 수집완전성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 데이터의 편향성 방지방안이 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인 데이터 수집 방법 및 기준, 교육, 검수에 대한 체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인 데이터 수집기준 변경을 위한 체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사대상	산출물	구축계획서/품질관리계획서/구축·활용가이드 등
	공정	데이터획득
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 편향성 방지 방안을 마련하였는가? 정의된 데이터 획득 방법 및 기준을 적용하고 있는가? 데이터 획득 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? 데이터 획득 방법에 대한 교육 및 훈련을 실시하였는가? 데이터 획득결과에 대한 검수절차 및 기준에 따라 수행하고 있는가? 데이터 획득결과에 대한 검수 기준변경 시 절차에 따라 수행하였는가? 데이터 획득결과에 대한 검수 교육 및 훈련을 실시하였는가? 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토를 위한 데이터 선별 방안에 따라 선별하였는가?

3.2.2 정제완전성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 개인정보보호를 위한 비식별화 조치 등 민감정보 보호를 위한 절차와 규정이 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인 데이터 정제 방법 및 기준, 교육, 검수에 대한 체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인 데이터 정제 기준 변경을 위한 체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	품질관리계획서/구축·활용가이드 등
	공정	데이터정제
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 정제 시 개인정보보호 등 비식별화를 실시하였는가? 정의된 데이터 정제 방법 및 기준을 적용하고 있는가? 데이터 정제 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? 데이터 정제방법에 대한 교육 및 훈련을 실시하였는가? 데이터 정제결과에 대한 검수절차 및 기준에 따라 수행하고 있는가? 데이터 정제결과에 대한 검수 기준변경 시 절차에 따라 수행하였는가? 데이터 정제결과에 대한 검수 교육 및 훈련을 실시하였는가? 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토를 위한 데이터 선별 방안에 따라 선별하였는가?

3.2.3 가공완전성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 데이터 라벨링 방법 및 기준, 교육, 검수에 대한 체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인 데이터 라벨링 기준 변경을 위한 체계가 수립되어 관리 및 수행하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	구축계획서/품질관리계획서/구축·활용가이드 등
	공정	데이터라벨링
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> 정의된 데이터 라벨링 방법 및 기준을 적용하고 있는가? 데이터 라벨링 기준변경에 대한 절차를 마련하였는가? 데이터 라벨링방법에 대한 교육 및 훈련을 실시하였는가? 데이터 라벨링결과에 대한 검수절차 및 기준에 따라 수행하고 있는가? 데이터 라벨링결과에 대한 검수 기준변경 시 절차에 따라 수행하였는가? 데이터 라벨링결과에 대한 검수 교육 및 훈련을 실시하였는가? 모델에 적합한지 초기데이터(데이터 규모 10%이내)를 활용한 학습 모델 검토를 위한 데이터 선별 방안에 따라 선별하였는가?

3.3 유용성

‘유용성’에 대한 세부지표는 ‘사용편의성’, ‘유연성’으로 구성된다.

표 III-6. 유용성 품질지표 구성

품질지표	
유용성	사용편의성
	유연성

3.3.1 사용편의성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> • 사용자의 요구사항을 만족 시킬 수 있는 학습모델과 학습용 데이터셋이 제공되고 있는지 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드
	공정	데이터학습
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
임무정의	<ul style="list-style-type: none"> • 발주자(수요자)와 협의된 결과를 해결하는데 적합한 인공지능 학습 모델에 적합한 데이터 셋인가?
데이터학습	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습모델 성능지표를 만족하는가? • 인공지능 학습모델이 훈련용 및 검증용 데이터셋을 활용한 결과 성능지표 및 목표를 만족하는가? • 인공지능 학습모델이 시험용 데이터셋을 활용한 결과 성능지표 및 목표를 만족하는가?(수행기관 제외) • 사용자가 인공지능 학습모델에 사용하기 위한 데이터셋을 검색 및 활용하기 위한 기본정보를 제공하는가?(학습형태 등)

3.3.2 유연성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		• 사용자 요구사항을 수용할 수 있는 학습모델 선정 및 적용이 유연한지 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드
	공정	데이터학습
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
임무정의	• 인공지능 학습모델 성능지표를 만족하지 못하는 경우 대안을 제시하고 있는가?
데이터학습	• 인공지능 학습용 데이터 변경 사항 및 이력이 관리되고 있는가?

3.4 적합성

‘적합성’에 대한 세부지표는 ‘기준적합성’, ‘기술적합성’, ‘통계적 다양성’으로 구성된다.

표 III-7. 적합성 품질지표 구성

품질지표		
적합성	기준 적합성	다양성
		신뢰성
		충분성
		균일성
		사실성
		공평성
	기술 적합성	파일포맷
		해상도
		프레임 레이트
		컬러심도
		어절 수
	통계적 다양성	클래스 분포
		인스턴스 분포
		문장길이
		어휘개수

3.4.1 기준적합성 - 다양성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		• 공간, 시간 등 환경조건 및 대상 객체 종류와 속성의 변화 정도를 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드/원시데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
검사방법		체크리스트/전수검사

나) 검사 내용

단계	체크리스트								
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none">인공지능이 처리해야 하는 실제 세상의 데이터(사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등)와 유사한 특성(예시 참조)이 데이터에 반영 되도록 계획을 수립하였는가? <p>〈예시〉 분야별 데이터 특성(포괄성)</p> <table><tr><th>분야</th><th>설명</th></tr><tr><td>자율주행 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함</td></tr><tr><td>어류행동 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함</td></tr><tr><td>음성 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함</td></tr></table> <p>※ 분야별 특성 정보는 지속적으로 추가 필요</p>	분야	설명	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함	어류행동 데이터	<ul style="list-style-type: none">동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함	음성 데이터	<ul style="list-style-type: none">발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함
	분야	설명							
	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함							
	어류행동 데이터	<ul style="list-style-type: none">동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함							
	음성 데이터	<ul style="list-style-type: none">발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함							
	<ul style="list-style-type: none">인공지능이 처리해야 하는 실제 세상의 데이터(사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등)와 유사한 변동성(예시 참조)을 데이터가 갖도록 계획을 수립하였는가? <p>〈예시〉 분야별 데이터 변동성</p> <table><tr><th>분야</th><th>설명</th></tr><tr><td>자율주행 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영</td></tr></table> <p>※ 분야별 특성 정보는 지속적으로 추가 필요</p>	분야	설명	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영				
	분야	설명							
	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영							

단계	체크리스트								
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none">인공지능이 처리해야 하는 실제 세상의 데이터(사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등)와 유사한 특성(예시 참조)이 데이터에 반영되었는가?								
	〈예시〉 분야별 데이터 특성(포괄성)								
	<table><tr><th>분야</th><th>설명</th></tr><tr><td>자율주행 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함</td></tr><tr><td>어류행동 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함</td></tr><tr><td>음성 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함</td></tr></table>	분야	설명	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함	어류행동 데이터	<ul style="list-style-type: none">동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함	음성 데이터	<ul style="list-style-type: none">발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함
	분야	설명							
	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">위치정보(GPS), 촬영시간, 도로종류, 차량 속도 등 포함							
	어류행동 데이터	<ul style="list-style-type: none">동영상 외에 생육단계, 수질정보 등 포함							
	음성 데이터	<ul style="list-style-type: none">발화자의 연령, 성별, 지역정보 등 포함							
	※ 분야별 특성 정보는 지속적으로 추가 필요								
	<ul style="list-style-type: none">인공지능이 처리해야 하는 실제 세상의 데이터(사물, 사람, 장소, 시간, 환경, 언어 특성 등)와 유사한 변동성(예시 참조)을 데이터가 갖고 있는가?								
	〈예시〉 분야별 데이터 변동성								
<table><tr><th>분야</th><th>설명</th></tr><tr><td>자율주행 데이터</td><td><ul style="list-style-type: none">넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영</td></tr></table>	분야	설명	자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영					
분야	설명								
자율주행 데이터	<ul style="list-style-type: none">넓은 범위의 지역을 대상으로 낮, 밤, 우천, 눈 등 조건하에서 도심도로, 고속도로, 외곽/시골도로를 중심으로 저속, 중속, 고속 주행 환경에서 촬영								
※ 분야별 특성 정보는 지속적으로 추가 필요									

3.4.1 기준적합성 - 신뢰성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 데이터가 신뢰할 수 있는 사람, 기관, 기업으로부터 획득되었는지를 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드/원시데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득 시 수집 출처의 객관성 확보를 위한 계획을 수립하였는가?(출처예시, 사람, 기관, 기업 등)
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득을 위한 수집 출처에 대한 객관성 확보를 위한 근거를 제시하였는가?

3.4.1 기준적합성 - 충분성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 카테고리(분류체계) 및 인스턴스(분류체계별 특성을 갖고 있는 데이터) 등이 학습에 유용한 수량인지를 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드/원시데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습모델에 필요한 분류체계 및 분류체계별 데이터 획득 최소 수량 결정을 위한 절차를 마련하였는가? 인공지능 학습모델에 필요한 분류체계 및 분류체계별 데이터 획득 최소 수량 결정에 대한 근거를 제시하였는가?
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습모델에 필요한 분류체계 및 분류체계별 데이터 획득 최소 수량을 확보하였는가?(예시, MS COCO 데이터셋은 객체 당 5,000개 이상 인스턴스 수집)

3.4.1 기준적합성 - 균일성

가) 검사 기준 및 방법

분류	검사기준 및 방법
검사상세	<ul style="list-style-type: none"> 분류/탐지/인식/이해/예측 카테고리(분류체계)별 인스턴스(분류체계 별 특성을 갖고 있는 데이터) 수량의 균일성 및 비율이 고려되었는지 확인
검사 대상	<div>산출물</div> <div>데이터 종류</div>
구축·활용가이드/원시데이터	
동영상/이미지/텍스트/음성	
검사방법	체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습모델에 필요한 분류체계별 데이터 획득수량에 대한 적합한 비율 결정을 위한 절차를 마련하였는가? 인공지능 학습모델에 필요한 분류체계별 데이터 획득수량에 대한 적합한 비율 결정에 대한 근거를 제시하였는가?
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습모델에 필요한 분류체계별 데이터 획득수량에 대한 적합한 비율에 맞게 수량을 확보하였는가?

3.4.1 기준적합성 - 균일성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 인위적인 환경 하에 데이터 획득 시 실제 환경 및 상황 특성이 반영되었는지 확인 인위적인 환경 하에 데이터 획득 시 환경과 조건은 일관성을 갖고 있는지 확인 획득되는 데이터가 동기화를 하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드/원시데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트								
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 데이터 획득이 인위적인 환경인 경우 실제 환경 및 상황의 특성을 반영하기 위한 계획을 수립하였는가? 인공지능 학습용 데이터 구축 시 데이터 획득이 인위적인 환경인 경우 실세계 환경 및 조건이 일관성을 갖도록 계획을 수립하였는가? 데이터 획득 시 다중 데이터 간에 동기화를 하도록 계획을 수립하였는가? 								
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 획득이 인위적인 환경인 경우 실제 환경 및 상황의 특성이 반영된 근거를 제시하였는가? 데이터 획득이 인위적인 환경인 경우 실세계 환경 및 조건이 일관성이 확보된 근거를 제시하였는가? 데이터 획득 시 다중 데이터 간에 동기화된 근거를 제시하였는가? 〈예시〉 데이터 획득 시 동기화 <table border="1"> <thead> <tr> <th>구분</th><th>설명</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>자율주행</td><td> <ul style="list-style-type: none"> 동영상의 멀티카메라 촬영 영상은 시간동기화를 맞추어야 함 </td></tr> <tr> <td>CCTV</td><td> <ul style="list-style-type: none"> 동영상의 멀티카메라 촬영 영상은 시간동기화를 맞추어야 함 </td></tr> <tr> <td>영상, 음성, 자막 동시 획득</td><td> <ul style="list-style-type: none"> 영상과 음성을 동기화 해야됨 영상과 자막을 동기화 해야됨 영상, 음성, 자막을 동기화 해야됨 </td></tr> </tbody> </table>	구분	설명	자율주행	<ul style="list-style-type: none"> 동영상의 멀티카메라 촬영 영상은 시간동기화를 맞추어야 함 	CCTV	<ul style="list-style-type: none"> 동영상의 멀티카메라 촬영 영상은 시간동기화를 맞추어야 함 	영상, 음성, 자막 동시 획득	<ul style="list-style-type: none"> 영상과 음성을 동기화 해야됨 영상과 자막을 동기화 해야됨 영상, 음성, 자막을 동기화 해야됨
구분	설명								
자율주행	<ul style="list-style-type: none"> 동영상의 멀티카메라 촬영 영상은 시간동기화를 맞추어야 함 								
CCTV	<ul style="list-style-type: none"> 동영상의 멀티카메라 촬영 영상은 시간동기화를 맞추어야 함 								
영상, 음성, 자막 동시 획득	<ul style="list-style-type: none"> 영상과 음성을 동기화 해야됨 영상과 자막을 동기화 해야됨 영상, 음성, 자막을 동기화 해야됨 								

3.4.1 기준적합성 - 공정성

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 데이터 속에 포함될 수 있는 편향된 데이터를 제거하였는지 확인
검사 대상	산출물	구축·활용가이드/원시데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
검사방법		체크리스트

나) 검사 내용

단계	체크리스트
구축 계획수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 지역적 편견, 사회적 편견, 인종적 편견 등을 방지하기 위한 계획을 수립하였는가?
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 지역적 편견, 사회적 편견, 인종적 편견 등의 방지 결과에 대한 근거를 제시하였는가?

3.4.2 기술적합성 - 파일포맷 준수 검사

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법		
검사상세		• 대중적으로 널리 사용되는 대표적인 파일 포맷을 사용하였는지 확인		
검사 대상	산출물	원시데이터		
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성		
	내용	값		
검사방법		• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의된 파일 포맷을 원시데이터에 적용하고 있는지 전수조사를 통해 확인		
		〈데이터 유형 별 권장 파일 포맷〉		
		데이터 유형	파일 포맷	비고
		이미지	JPG, PNG, TIFF	의료 등 전문분야의 경우 해당분야 표준 준수
		동영상	MP4, AVI	무압축 방식으로 프레임 이미지 시퀀스의 묶음형태
		오디오	WAV, PCM	
		텍스트	-	UTF-8 인코딩 준수
		정량수치	CSV	산업용 센서의 경우 해당분야 표준 준수
		로그	JSON	웹표준 준수

나) 계산식

구분	계산 수식
준수율 계산	$\text{준수율(\%)} = \frac{\text{준수 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.4.2 기술적합성 - 해상도 준수 검사

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법	
검사상세		• 유형별로 활용 목적에 적합한 해상도를 사용하고 있는지 확인	
검사 대상	산출물	원시데이터	
	데이터 종류	동영상/이미지	
	내용	값	
검사방법		• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의된 해상도를 원시데이터에 적용하고 있는지 전수조사를 통해 확인	
		데이터 유형별 확인 방법 예시	
		데이터 유형	확인 방법
		동영상	• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 획득 동영상 데이터 해상도(가로, 세로 픽셀수)를 준수하고 있는지 전수조사를 통해 확인 ※ 데이터 확인방식은 전수조사를 기본으로 함
		이미지	• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 획득 이미지 데이터 해상도(가로, 세로 픽셀수 및 인치당 픽셀수 밀도)를 준수하고 있는지 전수조사를 통해 확인 ※ 데이터 확인방식은 전수조사를 기본으로 함

나) 계산식

구분	계산 수식
준수율 계산	$\text{준수율(\%)} = \frac{\text{준수 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.4.2 기술적합성 - 프레임 레이트 준수 검사

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		• 유형별로 활용 목적에 적합한 프레임 레이트를 사용하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	원시데이터
	데이터 종류	동영상
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 획득 동영상 데이터 프레임 레이트(1초당 사용되는 이미지가 몇 장인지 초당 프레임 수)를 준수하고 있는지 전수조사를 통해 확인 ※ 데이터 확인방식은 전수조사를 기본으로 함

나) 계산식

구분	계산 수식
준수율 계산	$\text{준수율(\%)} = \frac{\text{준수 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.4.2 기술적합성 - 컬러심도 준수 검사

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 유형별로 활용 목적에 적합한 컬러심도(픽셀 당 비트수)를 사용하고 있는지 확인
검사 대상	산출물	원시데이터
	데이터 종류	동영상/이미지
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 획득 동영상 및 이미지 데이터에 대한 컬러심도(픽셀당 비트수)를 준수하고 있는지 전수조사를 통해 확인 ※ 데이터 확인방식은 전수조사를 기본으로 함

나) 계산식

구분	계산 수식
준수율 계산	$\text{준수율}(\%) = \frac{\text{준수 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.4.2 기술적합성 - 어절 수 준수 검사

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법	
검사상세		• 유형별로 활용 목적에 적합한 어절 수를 사용하고 있는지 확인	
검사 대상	산출물	원시데이터	
	데이터 종류	텍스트/음성	
	내용	값	
검사방법		• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 텍스트 및 음성 데이터 획득 시 최소 어절 수 기준범위를 준수하고 있는지 전수조사를 통해 확인 ※ 데이터 확인방식은 전수조사를 기본으로 함	
		〈데이터 유형 별 권장 최소 기준 범위〉	
		데이터 유형	최소 어절 수 기준 범위
		문어체	평균 15어절
		구어체(대화)	평균 5어절
		※ 단, 권장 최소 기준 범위는 사업특성에 따라 전문가 자문 필요	

나) 계산식

구분	계산 수식
준수율 계산	$\text{준수율}(\%) = \frac{\text{준수 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.4.3 통계적 다양성 - 클래스 분포

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> • 학습에 유용한 분류체계(카테고리)별 수량의 균일성 및 비율이 고려되었는지 검사
검사 대상	산출물	원천 데이터/라벨링 데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 분류체계(카테고리)를 기준으로 어노테이션 데이터에 포함된 클래스 정보를 추출하여 통계값 산출 ※ 클래스 분포 최소 기준은 전문가 자문필요

나) 계산식

구분	계산 수식
클래스 분포 계산	※ 계산 방법에 대한 전문가 자문필요

3.4.3 통계적 다양성 - 인스턴스 분포

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> • 학습에 유용한 분류체계(카테고리)별 인스턴스(분류체계별 특성을 갖고 있는 데이터) 수량의 균일성 및 비율이 고려되었는지 확인
검사 대상	산출물	원천 데이터/라벨링 데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 분류체계(카테고리)별 인스턴스 정보를 기준으로 어노테이션 데이터에 포함된 클래스별 인스턴스 정보를 추출하여 통계값 산출 <ul style="list-style-type: none"> ※ 예시) 충분성 최소 기준 : 클래스 별 최소 1,000개 인스턴스 획득 ※ 인스턴스 분포 최소 기준은 전문가 자문필요

나) 계산식

구분	계산 수식
인스턴스 분포 계산	※ 계산 방법에 대한 전문가 자문필요

3.4.3 통계적 다양성 - 문장길이

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 텍스트 및 음성 데이터의 문장길이가 학습에 유용한 수량과 수량의 균일성 및 비율이 고려되었는지 확인
검사 대상	산출물	원천 데이터/라벨링 데이터
	데이터 종류	텍스트/음성
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 문장길이를 기준으로 어노테이션 데이터에 포함된 문장길이 정보를 추출하여 통계값 산출

나) 계산식

구분	계산 수식
문장길이 분포 계산	※ 계산 방법에 대한 전문가 자문필요

3.4.3 통계적 다양성 - 어휘개수

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 텍스트 및 음성 데이터의 어휘개수가 학습에 유용한 수량과 수량의 균일성 및 비율이 고려되었는지 확인
검사 대상	산출물	원천 데이터/라벨링 데이터
	데이터 종류	텍스트/음성
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 어휘개수를 기준으로 어노테이션 데이터에 포함된 어휘개수 정보를 추출하여 통계값 산출 ※ 학습에 유용한 수량, 비율 등의 최소 기준에 대한 전문가 자문 필요

나) 계산식

구분	계산 수식
어휘개수 분포 계산	※ 계산방법에 대한 전문가 자문필요

3.5 정확성

‘정확성’에 대한 세부지표는 ‘의미정확성’, ‘구문정확성’으로 구성된다.

표 III-8. 정확성 품질지표 구성

품질지표		
정확성	의미정확성	정확도
		정밀도
		재현율
	구문정확성	데이터 구조
		입력값 범위
		데이터 형식

3.5.1 의미정확성 - 정확도

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법	
검사상세		• 어노테이션과 참값 간의 중첩율을 확인	
검사 대상	산출물	라벨링 데이터	
	데이터 종류	데이터 종류	어노테이션
		텍스트	내용요약
			번역
			질의응답
		이미지/동영상	라벨링
			바운딩박스
			키폰인트
		세그멘테이션	
	음성	전사	
내용	값		
검사방법		• 데이터 종류의 분류를 참조하여 데이터 종류별에 해당하는 어노테이션과 참값 간의 중첩율을 계산하여 의미정확성의 정확도를 확인	

나) 계산식

구분	계산 수식
정확도 계산	$\text{정확도}_{\text{바운딩박스}} = \frac{\text{바운딩박스}_{\text{생성픽셀영역}} \cap \text{바운딩박스}_{\text{참값픽셀영역}}}{\text{바운딩박스}_{\text{생성픽셀영역}} \cup \text{바운딩박스}_{\text{참값픽셀영역}}}$

3.5.1 의미정확성 - 정밀도

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법	
검사상세		• 생성된 어노테이션 중 정답 어노테이션 비율을 확인	
검사 대상	산출물	라벨링 데이터	
	데이터 종류	데이터 종류	어노테이션
		텍스트	말뭉치 태깅
		이미지/동영상	라벨링
			바운딩박스
			키폰트
세그멘테이션			
내용	값		
검사방법		• 데이터 종류의 분류를 참조하여 데이터 종류별로 생성된 어노테이션 중 정답 어노테이션 비율을 계산하여 의미정확성의 정밀도를 확인	

나) 계산식

구분	계산 수식
정밀도 계산	$\text{정밀도}_{\text{바운딩박스}} = \frac{\text{바운딩박스 개수} - \text{분류오류 개수} - \text{위치오류 개수}}{\text{바운딩박스}_{\text{생성}} \text{ 개수}}$

3.5.1 의미정확성 - 재현율

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법										
검사상세		• 모든 가능한 어노테이션 중 정답 어노테이션 비율을 확인										
검사 대상	산출물	라벨링 데이터										
	데이터 종류	<table><tr><th>데이터 종류</th><th>어노테이션</th></tr><tr><td>텍스트</td><td>말뭉치 태깅</td></tr><tr><td rowspan="4">이미지/동영상</td><td>라벨링</td></tr><tr><td>바운딩박스</td></tr><tr><td>키폰트</td></tr><tr><td>세그멘테이션</td></tr></table>		데이터 종류	어노테이션	텍스트	말뭉치 태깅	이미지/동영상	라벨링	바운딩박스	키폰트	세그멘테이션
		데이터 종류	어노테이션									
		텍스트	말뭉치 태깅									
		이미지/동영상	라벨링									
			바운딩박스									
	키폰트											
세그멘테이션												
내용	값											
검사방법	• 데이터 종류의 분류를 참조하여 데이터 종류별로 모든 가능한 어노테이션 중 정답 어노테이션 비율을 계산하여 의미정확성의 재현율을 확인											

나) 계산식

구분	계산 수식
재현율 계산	$\text{재현율} = \frac{\text{바운딩박스 개수} - \text{분류오류 개수} - \text{위치오류 개수}}{\text{바운딩박스생성 개수} + \text{바운딩박스미생성 개수}}$

3.5.2 구문정확성 - 데이터구조

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		• 어노테이션 데이터 구조를 준수하는지 확인
검사 대상	산출물	라벨링 데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
	내용	값
검사방법		• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 데이터 구조를 미준수하는 데이터가 있는지 확인 ※ 데이터 구조에 대한 표준화가 필요

나) 계산식

구분	계산 수식
오류율 계산	$\text{오류율}(\%) = \frac{\text{오류 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.5.2 구문정확성 - 입력값 범위

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		• 어노테이션 데이터를 구성하는 속성의 값이 입력 유효 값 내에 존재하는지 확인
검사 대상	산출물	라벨링 데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
	내용	값
검사방법		• 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 데이터를 구성하는 속성의 값이 입력 유효값에 해당하지 않는 데이터가 있는지 확인 ※ 메타데이터에 대한 표준화가 필요

나) 계산식

구분	계산 수식
오류율 계산	$\text{오류율}(\%) = \frac{\text{오류 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.5.2 구문정확성 - 데이터 형식

가) 검사 기준 및 방법

분류		검사기준 및 방법
검사상세		<ul style="list-style-type: none"> 어노테이션 데이터를 구성하는 데이터가 형식을 준수하는지 확인
검사 대상	산출물	라벨링 데이터
	데이터 종류	동영상/이미지/텍스트/음성
	내용	값
검사방법		<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 구축 시 정의한 데이터 형식을 미준수하는 데이터가 있는지 확인 <ul style="list-style-type: none"> ※ 메타데이터에 대한 표준화가 필요 ※ 텍스트, 음성은 ETRI전사규칙을 준수

나) 계산식

구분	계산 수식
오류율 계산	$\text{오류율}(\%) = \frac{\text{오류 건수(데이터 수)}}{\text{검사 총 건수(데이터 수)}} \times 100(\%)$

3.6 유효성

3.6.1 성능지표 Pool

인공지능 학습용 데이터셋 활용에 대한 품질지표인 ‘유효성’을 검사하기 위해서는 인공지능 학습모델의 성능지표를 사용하며, 인공지능 학습모델에 대한 성능지표는 활용 분야별로 다양한 지표를 사용할 수 있다. 활용 분야별 인공지능 학습모델에 대한 대표적인 성능지표는 아래 예시와 같다.

표 III-9. 유효성 성능지표 예시

활용 분야	성능지표*(예시)
분류성능	AUROC
	정밀도
	재현율
탐지성능	IoU
	mAP
인식성능	IoU
	mAP
	PCK
	OKS
질의응답	F1-SCORE
기계번역	BLEU
	ROUGE
문서요약	BLEU
	ROUGE-L
음성인식	WER
	CER
음성합성	MOS

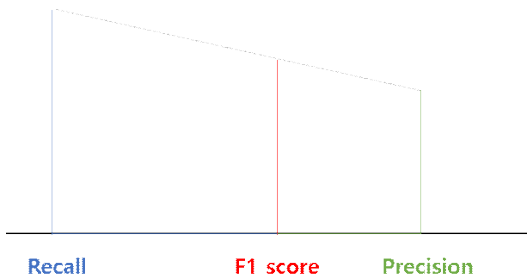
※ 성능지표 및 값은 관련근거자료(유사분야 표준, 논문 등)와 인공지능 분야 전문가 검토의견을 반영하여 제시

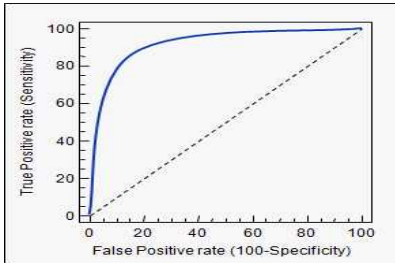
※ 참조사이트 : COCO dataset 기준 객체탐지

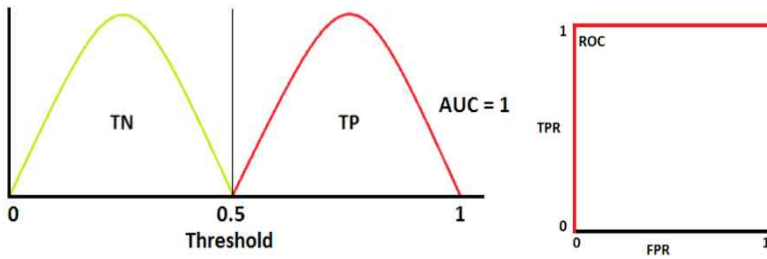
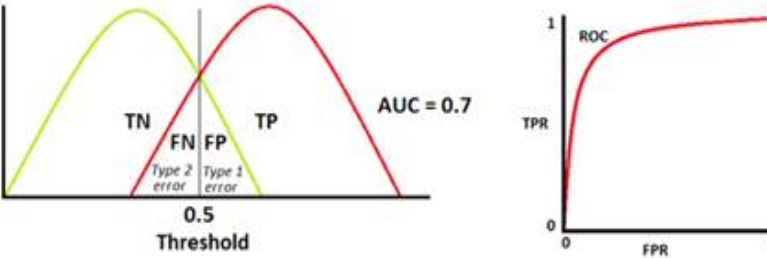
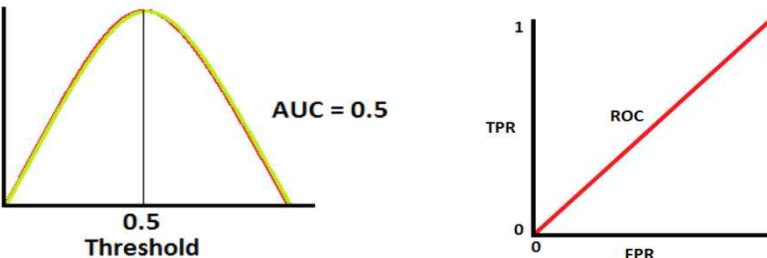
벤치마크(<https://paperswithcode.com/sota/object-detection-on-coco>)


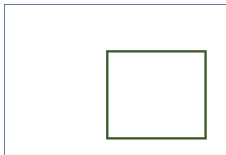
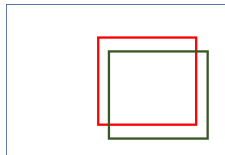

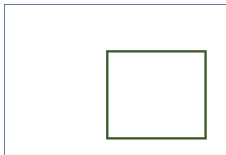
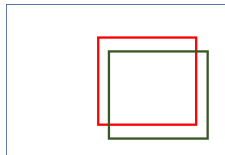

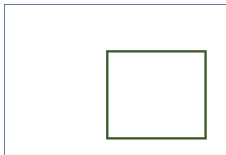
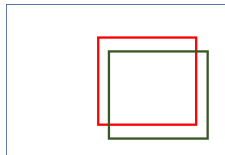
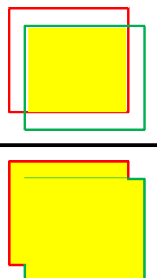
【참고】 인공지능 학습모델 성능지표 예시

지표	설명													
조건	<ul style="list-style-type: none">모델 평가<ul style="list-style-type: none">모델을 평가하는 요소 모델이 내놓은 답과 실제 정답의 관계로써 정의를 내릴 수 있다. 정답이 True와 False로 나누어져있고, 분류 모델 또한 True False의 답을 내놓는다. 그렇게 하면, 아래와 같이 2x2 matrix로 case를 나누어볼 수 있으며, case별로 분류 모델의 성능을 평가하는 것이다.													
	<div>Confusion matrix</div> <table><tr><th colspan="2" rowspan="2">구분</th><th colspan="2">실제 정답</th></tr><tr><th>True</th><th>False</th></tr><tr><td rowspan="2">분류 결과</td><td>True</td><td>True Positive (정답)</td><td>False Positive (오답)</td></tr><tr><td>False</td><td>False Negative (오답)</td><td>True Negative (정답)</td></tr></table>	구분		실제 정답		True	False	분류 결과	True	True Positive (정답)	False Positive (오답)	False	False Negative (오답)	True Negative (정답)
	구분			실제 정답										
			True	False										
분류 결과	True	True Positive (정답)	False Positive (오답)											
	False	False Negative (오답)	True Negative (정답)											
	<p>※ 각 Case는</p> <ul style="list-style-type: none">True Positive(TP) : 실제 True인 정답을 True라고 예측 (정답)False Positive(FP) : 실제 False인 정답을 True라고 예측 (오답)False Negative(FN) : 실제 True인 정답을 False라고 예측 (오답)True Negative(TN) : 실제 False인 정답을 False라고 예측 (정답)													
정밀도 Precision	<div><p>$(Precision) = \frac{TP}{TP + FP}$</p><ul style="list-style-type: none">모델의 입장에서 정답을 정답이라고 맞춘 경우를 살펴보는 지표로 Positive 정답률, PPV(Positive Predictive Value)라고도 불린다. 예를 들면, 날씨 예측 모델이 맑다로 예측했는데, 실제 날씨가 맑았는지를 살펴보는 지표라고 할 수 있다.</div>													
재현율 Recall	<div><ul style="list-style-type: none">실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율로, 아래와 같은 식으로 표현할 수 있다.<div>$(Recall) = \frac{TP}{TP + FN}$</div></div>													

지표	설명
	<ul style="list-style-type: none"> 실제 정답(data)의 입장에서 정답을 정답이라고 맞춘 경우를 살펴보는 지표로 통계학에서는 sensitivity로, 그리고 다른 분야에서는 hit rate라는 용어로도 사용한다. 예를 들면, 실제 날씨가 맑은 날 중에서 모델이 맑다고 예측한 비율을 나타낸 지표라고 할 수 있다.
정확도 Accuracy	<ul style="list-style-type: none"> True를 True라고 예측한 경우와 False를 False라고 예측한 것의 비율로, 아래와 같은 식으로 표현할 수 있다. $(Accuracy) = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$ <ul style="list-style-type: none"> 가장 직관적으로 모델의 성능을 나타낼 수 있는 평가 지표이다.
F1 score	<ul style="list-style-type: none"> 정밀도와 재현율의 조화평균으로 데이터 label이 불균형 구조일 때, 모델의 성능을 정확하게 평가할 수 있으며, 성능을 하나의 숫자로 표현할 수 있다. $(F1-score) = 2 \times \frac{1}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$ <ul style="list-style-type: none"> 정확도에서 domain의 편중(bias)에 대해 고려해야 하는 경우가 있다. 만약 우리가 예측하고자 하는 한달 동안이 특정 기후에 부합하여 비오는 날이 흔치 않다고 하는 경우에는 해당 data의 domain이 불균형하게 되므로 맑은 것을 예측하는 성능은 높지만, 비가 오는 것을 예측하는 성능은 매우 낮을 수 밖에 없는 것을 해결하기 위해 사용하는 지표이다. 
Fall-out	<ul style="list-style-type: none"> FPR(False Positive Rate)으로도 불리며, 실제 False인 data 중에서 모델이 True라고 예측한 비율이다. 즉, 모델이 실제 false data인데 True라고 잘못 예측(분류)한 것으로 다음과 같이 표현할 수 있다. $Fall-out(FPR) = \frac{FP}{TN + FP}$

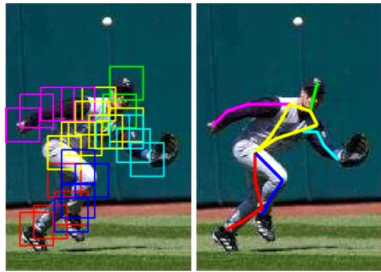
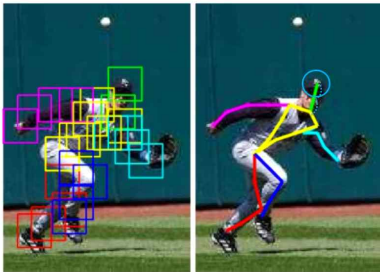
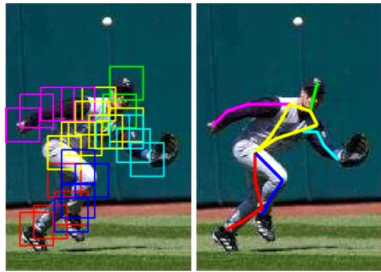
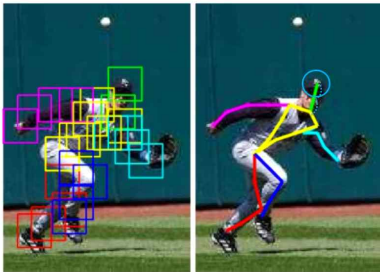
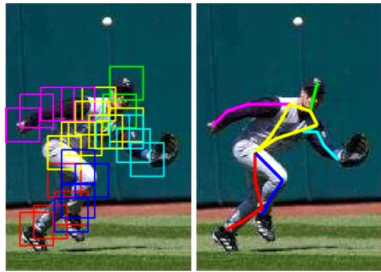
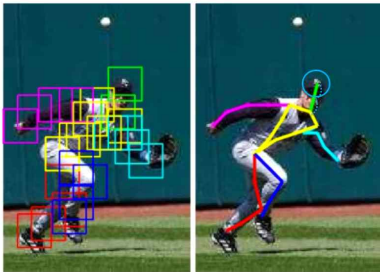
지표	설명
ROC curve	<ul style="list-style-type: none"> ROC(Receiver Operating Characteristic) curve는 여러 분류 임계 값(threshold)들을 기준으로 Recall-Fallout의 변화를 시각화한 것으로 모든 분류임계값(threshold)에서 분류 모델의 성능을 보여주는 그래프이다. Fallout은 실제 False인 data 중에서 모델이 True로 분류한, 그리고 Recall은 실제 True인 data 중에서 모델이 True로 분류한 비율을 나타낸 지표로써, 이 두 지표를 각각 x, y의 축으로 놓고 그려지는 그래프를 해석한다.  <p>ROC curve</p> <p>Image Source: https://www.medcalc.org/manual/roc-curves.php </p> <ul style="list-style-type: none"> curve가 왼쪽 위 모서리에 가까울수록 모델의 성능이 좋다고 평가한다. 즉, Recall이 크고 Fall-out이 작은 모형이 좋은 모형이다. 또한 $y=x$ 그래프보다 상단에 위치해야 어느 정도 성능이 있다고 말할 수 있다.
AUROC (or AUC)	<ul style="list-style-type: none"> AUROC(Area Under Receiver Operating Characteristic)는 AUC(Area Under the Curve)와 같으며 ROC(Receiver Operating Characteristic : 모든 임계값에서 분류모델의 성능을 보여주는 그래프)의 아래 영역으로 수치가 높다는 것은 클래스를 구별하는 모델이 좋다고 판단할 수 있다. AUROC의 최대 값은 1이며, 우수한 분류 모델은 값이 1에 가깝고, 클래스를 분류하는 성능이 뛰어남을 의미한다. 반대로, 불량한 분류 모델은 값이 0에 가깝고, 클래스를 분류하는 성능이 떨어짐을 의미하는 것이다. 예시는 AUROC 값에 따른 성능을 설명한 것이다. <p>예시) 질병분류에서 적색은 양성클래스(질병O), 녹색은 음성클래스(질병X)로 표현하는 경우, AUROC 값에 따른 모델 성능 설명하였다.</p> <p>1) AUROC = 1</p> <ul style="list-style-type: none"> - 두 개의 곡선이 전혀 겹치지 않는 경우 모델은 이상적인 분류 성능을 보임 - 양성 클래스와 음성 클래스를 완벽하게 구별 할 수 있음

지표	설명
	 <p>2) AUROC = 0.7</p> <ul style="list-style-type: none"> - 두 분포가 겹치면 'type 1 error' 및 'type 2 error'가 발생 - 설정한 임계값(threshold)에 따라, 위에 오류값들을 최소화 또는 최대화 할 수 있음 - 값이 0.7이면, 해당 분류모델이 양성 클래스와 음성 클래스를 구별할 수 있는 확률은 70%임  <p>3) AUROC = 0.5</p> <ul style="list-style-type: none"> - 분류 모델의 성능이 최악인 상황 - 값이 0.5 정도인 경우, 해당 분류 모델은 양성 클래스와 음성 클래스를 구분할 수 있는 능력이 없음 

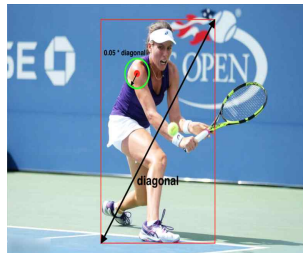
지표	설명						
IoU	<ul style="list-style-type: none">IOU(Intersection over union)는 탐지 또는 인식 성능에 사용되는 지표로 두 영역의 교차영역의 넓이를 합영역의 값으로 나눈 값을 뜻한다. 객체 검출에서 예측된 경계 상자의 정확도를 평가하는 지표 중 하나로 사용되며, 예측된 경계 상자와 실제 참값(ground truth) 경계 상자의 IOU를 해당 경계 상자의 '정확도'로 간주한다. 객체 검출 모델의 정확도는 모델을 테스트용 데이터셋에서 실행해본 다음 정밀도-재현율 곡선 (precision-recall curve)과 평균 정밀도(average precision)를 구해 수치화할 수 있는데, 이 과정에서 IOU 값이 사용된다.						
	<table><tr><th>객체 ground truth 바운더리 박스</th><th>객체 예측된 바운더리 박스</th><th>객체 바운더리 박스 중첩</th></tr><tr><td></td><td></td><td></td></tr></table>	객체 ground truth 바운더리 박스	객체 예측된 바운더리 박스	객체 바운더리 박스 중첩			
	객체 ground truth 바운더리 박스	객체 예측된 바운더리 박스	객체 바운더리 박스 중첩				
							
<div><div></div><div>$IoU = \frac{area(B_{gt} \cap B_p)}{area(B_{gt} \cup B_p)} =$</div></div> <ul style="list-style-type: none">IOU(Intersection over union) 값이 일반적으로 0.5 이상이면 제대로 검출(TP) 되었다고 판단한다. 반면 0.5 미만이면 잘못 검출(FP)되었다고 판단한다.							
PR curve	<ul style="list-style-type: none">PR curve(Precision-Recall 곡선)는 신뢰수준(confidence level)에 대한 임계값(threshold)의 변화에 의한 물체 검출기의 성능을 평가하는 방법이다. 신뢰수준(confidence level)은 검출한 것에 대해 알고리즘이 얼마나 확신이 있는지를 알려주는 값이다. 만약에 어떤 물체를 검출했는데 신뢰수준(confidence level)이 0.999라면 굉장히 큰 확신을 가지고 검출한 것이다.						

지표	설명
	<ul style="list-style-type: none"> 단, 신뢰수준(confidence level)이 높다고 해서 무조건 검출이 정확한 것은 아니다. 알고리즘 스스로 그런 느낌 또는 확신을 갖고 있는 것이다. 신뢰수준(confidence level)이 낮으면 그만큼 검출 결과에 대해서 자신이 없는 것이다. 따라서 알고리즘의 사용자는 보통 신뢰수준(confidence level)에 대해 임계값(threshold)을 부여해서 특정값 이상이 되어야 검출된 것으로 인정한다. 임계값(threshold)이 0.4라면 신뢰수준(confidence level)이 0.1, 0.2, 0.3을 갖고 있는 검출은 무시한다. 따라서, 이 신뢰수준(confidence level)에 대한 임계값(threshold)의 변화에 따라 정밀도(precision)과 재현율(recall) 값들도 달라질 것이다. 이것을 그래프로 나타낸 것이 바로 PR curve이다. <div> </div> <ul style="list-style-type: none"> PR 곡선에서 x축은 recall 값이고, y축은 precision값이다. 즉, PR 곡선에서는 recall 값의 변화에 따른 precision값을 확인할 수 있다.
mAP	<ul style="list-style-type: none"> mAP(mean average precision)는 물체 검출 및 이미지 분류 알고리즘의 성능을 평가하는 지표로 1개의 object당 1개의 AP 값을 구하고, 여러 object-detector에 대해서 mean 값을 구하는 것으로 여러 개의 물체 검출 및 이미지 분류 알고리즘에 대한 성능을 1개의 값으로 표현한 것이다. AP(Average Precision) precision-recall 그래프에서 그래프 선 아래쪽의 면적으로 계산된다. <div> </div> <ul style="list-style-type: none"> PR 곡선 아래의 넓이를 계산함으로 AP를 구한다. 이 경우 AP = 사각형 A의 넓이 + 사각형 B의 넓이 = $1 \times 0.33 + 0.88 \times (0.47 - 0.33) = 0.4532$가 된다.

지표	설명
BLEU	<ul style="list-style-type: none"> • BLEU(Bilingual Evaluation Understudy)는 기계 번역 결과와 사람이 직접 번역한 결과가 얼마나 유사한지 비교하여 번역에 대한 성능을 측정하는 방법이다. 측정 기준은 n-gram에 기반한다. $BLEU = exp(\sum_{n=1}^N w_n \log p_n)$ <p> p_n : 각 gram의 보정된 정밀도 N : n-gram에서 n의 최대 숫자입니다. 보통은 4의 값을 가집니다. N이 4라는 것은 p_1, p_2, p_3, p_4를 사용한다는 것을 의미 w_n : 각 gram의 보정된 정밀도에 서로 다른 가중치를 줄 수 있다. 이 가중치의 합은 1로 한다. 예를 들어 N이 4라고 하였을 때, p_1, p_2, p_3, p_4에 대해서 동일한 가중치를 주고자한다면 모두 0.25를 적용할 수 있음 </p>
ROUGE-L	<ul style="list-style-type: none"> • LCS(Longest Common Subsequence)의 약자로 가장 공통 부분 문자열) 기법을 이용해 가장 길기로 매칭되는 문자열을 측정합니다. LCS의 장점은 ROUGE-2와 같이 단어들의 연속적 매칭을 요구하지 않고, 어떻게든 문자열 내에서 발생하는 매칭을 측정하기 때문에 보다 유연한 성능 비교가 가능하다.
WER	<ul style="list-style-type: none"> • WER(Word Error Rate)는 단어 오류율을 측정하는 지표로 영어에 많이 사용된다 $WER = \frac{I + D + S}{N} * 100\%$ <p>※ 잘못 식별 된 단어는 다음과 같은 세 가지 범주로 분류 됩니다.</p> <ul style="list-style-type: none"> - 삽입 (I): 가설에 잘못 추가 된 단어 - 삭제 (D): 가설에서 감지 되지 않은 단어 - 대체 (S): 참조와 가설 사이에서 대체 된 단어입니다.
CER	<ul style="list-style-type: none"> • CER(Character Error Rate)는 글자 오류율을 측정하는 지표로 주로 한글과 같이 조사를 사용하는 언어에 사용한다. • CER(%) = 100* [1 - (탈자 개수 + 오자 개수 + 첨자 개수)/원본 글자 수] • 인식률 = 100% - CER

지표	설명				
PPL	<ul style="list-style-type: none"> PPL(perplexity)은 언어 모델 내에서 자신의 성능을 수치화하여 결과를 내놓는 내부 평가(Intrinsic evaluation) 지표로 PPL은 수치가 '낮을수록' 언어 모델의 성능이 좋다는 것을 의미한다. PPL은 단어의 수로 정규화(normalization)된 테스트 데이터에 대한 확률의 역수로 PPL을 최소화한다는 것은 문장의 확률을 최대화하는 것과 같다. 문장 W의 길이가 N이라고 하였을 때의 PPL은 다음과 같다. $PPL(W) = P(w_1, w_2, w_3, \dots, w_N)^{-\frac{1}{N}} = \sqrt[N]{\frac{1}{P(w_1, w_2, w_3, \dots, w_N)}}$ 문장의 확률에 체인룰(chain rule)을 적용하면 아래와 같다. $PPL(W) = \sqrt[N]{\frac{1}{P(w_1, w_2, w_3, \dots, w_N)}} = \sqrt[N]{\frac{1}{\prod_{i=1}^N P(w_i w_1, w_2, \dots, w_{i-1})}}$ 여기에 n-gram을 적용해볼 수도 있습니다. 예를 들어 bigram 언어 모델의 경우에는 식이 아래와 같다. $PPL(W) = \sqrt[N]{\frac{1}{\prod_{i=1}^N P(w_i w_{i-1})}}$ 				
PCK	<ul style="list-style-type: none"> PCK(percentage of correct keypoint)는 는 전체 이미지 데이터에서 추출된 모든 keypoint 중 정확히 예측된 keypoint 개수를 백분율로 나타내 평가하는 방법이다 PCK에서는 관절점의 추정 좌표와 정답 좌표의 거리가 어느 임계값 보다 작다면 그 관절점이 옳다고 판단한다. PCK의 임계값은 인물 머리 크기에 따라 결정되는 경우가 많다. 이것을 PCKh(head-normalized probability of correct keypoint)라 부른다. 예를 들면 PCKh @0.5의 경우, 머리 사이즈의 0.5를 임계값으로 설정해 평가 한다. <table border="1"> <thead> <tr> <th>PCK</th><th>PCKh</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td></td><td></td></tr> </tbody> </table>	PCK	PCKh		
PCK	PCKh				
					

지표	설명
OKS	<ul style="list-style-type: none"> OKS(object keypoint similarity)는 주석되는 관절의 추정 좌표와 정답 좌표의 유사성 평균을 나타내는 값이며 다음 식으로 표시된다. $OKS = \frac{\sum_i \exp(-d_i^2 / 2s^2 k_i^2) \delta(v_i > 0)}{\sum_i \delta(v_i > 0)}$ <ul style="list-style-type: none"> d_i는 관절 점 i의 추정 좌표와 정답 좌표의 거리 s는 인물의 크기(COCO는 주석이 달린 사람 영역을 사용함) k_i는 관절 점의 종류 마다 설정되는 상수 v_i 관절 점이 주석되어 있는지 여부 OKS는 인물의 추정 자세와 정답 자세가 완전히 일치하면 1이 된다. 물체 검출의 AP(Average Precision)에서의 평가에서 IoU와 같은 역할을 하는 지표이다. 직관적인 논리는 PDJ와 동일하다. 그러나 각 키포인트에 값이 정해져있다.
PDJ	<ul style="list-style-type: none"> PDJ(Percentage of Detected Joints)는 예상 관절과 실제 관절 사이의 거리가 몸통 지름을 이용하여 생성하는 특정 임계값 내에 있는 경우 관절이 감지 된 것으로 간주된다. 이 임계값은 변경이 가능하여 다양한 localization 정밀도에 대한 검출 속도를 얻을 수 있다. $PDJ = \frac{\sum_{i=1}^n \text{bool}(d_i < 0.05 * \text{diagonal})}{n}$ <ul style="list-style-type: none"> d_i는 Ground Truth Key point와 예측된 Keypoint 사이의 유클리드 거리 $\text{bool}(\text{Condition})$은 조건이 참이면 1을 반환하고 거짓이면 0을 반환하는 함수 n은 이미지의 키 포인트 수 <div style="border: 1px solid black; padding: 10px; margin-top: 10px;"> <ul style="list-style-type: none"> 예를 들어 이미지에서 신체 크기가 300 픽셀이라고 가정하고 특정 임계값을 5%로 했을 때 $300 \text{ 픽셀} * 0.05 = 15 \text{ 픽셀}$로 15 픽셀인 원을 그리고 예측이 그 원안에 있는 경우 예측이 성공했다고 측정한다. 여기서 주의할 점은 몸통 지름의 경우 사람이 옆으로 돌면 지름이 0으로 나타날 수 있다. </div>



지표	설명
MPJPE	<ul style="list-style-type: none"> MPJPE(Mean Per Joint Position Error)는 모든 관절의 추정 좌표와 정답 좌표의 거리(단위 : mm)를 평균하여 산출되는 지표이다. 이것이 작을수록 정확도가 좋다고 말할 수 있다. Estimated and groundtruth 3D Pose의 root 관절(일반적으로 골반)을 정렬 한 후 계산한다. 관절은 또한 root 관절로 정규화된다. $\text{MPJPE} = \frac{1}{T} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \ (J_i^{(t)} - J_{root}^{(t)}) - (\hat{J}_i^{(t)} - \hat{J}_{root}^{(t)}) \ _2.$

※ 출처 : 구글 머신러닝(<https://developers.google.com/machine-learning/rash-course?hl=ko>), 위키백과

IV 품질검사 방법

제1장 개요

제2장 구축단계 품질검사 방법

제3장 운영·활용단계 품질검사 방법



제1장 | 개요



1 목적 및 범위

인공지능 학습용 데이터 구축 사업의 수행기관 및 참여기관이 데이터 구축 공정별 데이터 품질의 검사를 위한 방법을 기술한다. 각 공정에 관계 없이 일반적으로 적용 가능한 검사 방법을 제시함으로써 각 수행기관 및 참여기관의 품질관리 담당, 작업자, 개발자들이 각자 담당한 업무에 활용하여 품질검사를 수행할 수 있도록 기술하고, ‘Ⅲ. 품질관리 기준’에서 정의된 지표를 적용할 수 있는 방향을 제시한다.

이를 통해 인공지능 학습용 데이터 구축 및 학습모델 적용 시 일반적으로 적용 가능한 품질검사 방법을 각 수행기관 및 참여기관이 적용할 수 있도록 하여, 다양한 품질이슈에 대한 사전예방과 정확하고 유용한 데이터를 확보하기 위한 품질관리 수행절차 및 공정별 수행 범위를 스스로 정의 할 수 있도록 하였다.

2 품질검사 수행 절차 및 범위

2.1 품질검사 수행 절차

인공지능 학습용 데이터는 구축계획 수립, 데이터 획득(수집·생산), 데이터 정제, 데이터 라벨링(가공) 및 학습을 거쳐 구축된다.

본 가이드라인에서는 각 수행기관 및 참여기관의 품질관리자가 구축 공정별 품질관리를 위해 수행해야 하는 품질검사 방법을 아래와 같은 절차로 정의하였다.

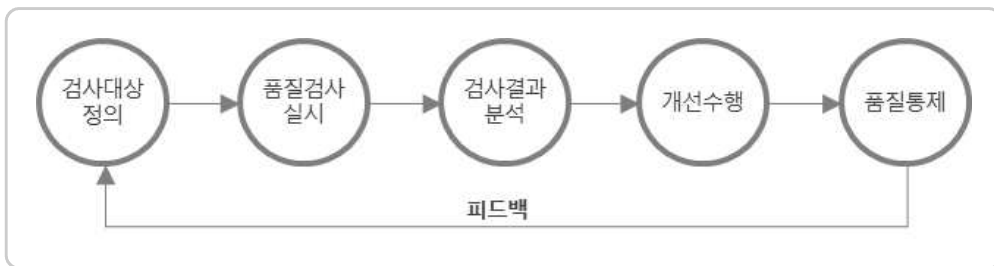


그림 IV-1. 품질검사 및 개선 절차

- (검사대상 정의) 원시데이터, 원천데이터, 데이터셋, 라벨링 데이터 등의 검사대상을 선정하고 해당 데이터가 요구되는 품질수준에 부합하는 상태인지를 판단하기 위한 품질검사 계획을 수립하는 단계이다.
- (품질검사 수행) 정의된 검사대상에 대해 적합성, 정확성, 유효성, 준비성, 완전성, 유용성 등의 품질관리 지표에 대해 체크리스트와 같은 검사기법을 적용하여 품질검사를 실시하는 단계이다.
- (검사결과 분석) 품질검사 결과를 바탕으로 주요 품질문제를 식별하고 문제의 근본적 원인을 파악하여 품질문제를 해결하기 위한 개선 기회를 도출하는 단계이다.

- (개선수행) 품질문제 해결을 위해 개선 방안 및 계획을 정의하고 우선순위를 결정하며, 개선 방안 수행을 위한 구체적인 품질개선 계획을 수립한 후 수립된 개선계획에 따라 데이터 보정, 추가 작업 등 개선 영역별 품질개선 활동을 수행하는 단계이다.
- (품질통제) 개선수행 결과의 확인 및 점검을 통해 품질 목표를 재설정하여 품질문제 재발 방지 및 고품질 데이터를 유지하기 위한 품질 관리 활동을 수행하는 단계이다.

【참고】 품질검사 방법 가이드라인 활용

- 수행기관 및 참여기관별 품질관리 기준 및 경험의 차이가 있는 점을 고려하여 품질관리 전반적인 내용과 특징 등을 검토한 후 인공지능 학습용 데이터 구축사업의 특성과 상황을 종합적으로 고려하여 본 가이드라인을 활용하기를 권고 함

2.2 품질검사 수행 범위

인공지능 학습용 데이터 구축 사업은 구축계획수립, 데이터 획득, 데이터 정제, 데이터 라벨링 및 데이터 개방의 생애주기를 가지며, 이에 따라 지표와 생애주기 관점에서 각 품질검사 활동을 수행한다. 이에 따른 각 절차의 수행 범위는 다음과 같다.

표 IV-1. 생애주기별 품질검사 적용지표

지표		생애주기				
		구축계획 수립	데이터 획득	데이터 정제	데이터 라벨링	데이터 학습
준비성	계획수립성	●	●	●	●	
	체계준수성	●	●	●	●	
완전성	수집완전성		●			
	정제완전성			●		
	가공완전성				●	
유용성	사용편의성	●				●
	유연성	●				●
적합성	기준적합성	●	●			
	기술적합성	●	●	●	●	
	통계적다양성	●	●			
정확성	의미정확성				●	
	구문정확성				●	
유효성	학습모델 유효성					●

※ 생애주기별 품질검사 적용지표를 활용하여 인공지능 학습용 데이터 구축 사업과 수행기관 및 참여기관 실정에 적합한 지표 선정

각 품질관리 지표의 적용은 본 가이드라인 ‘Ⅲ. 품질관리 기준’의 제2장. 품질관리 지표, 3. 품질검사 방법에 제시된 검사지표 및 방법에 해당 사항을 선택하여 적용한다. 인공지능 학습용 데이터 구축의 목적, 구축 데이터의 특성 등에 따라 필요한 검사 기준을 추가할 수 있다.

제2장 | 구축단계 품질검사 방법



1 개요

구축단계 품질검사는 품질검사 절차 중 품질통제를 제외한 모든 영역을 구축 공정별로 적용한다. 이때, 중요한 것은 현공정의 품질검사 결과가 앞서 수행한 공정에도 영향을 미칠 수 있다는 점이다. 예를 들어 데이터 정제단계에서의 품질검사는 데이터 획득단계에서의 적합성과의 연속성을 고려하여 수행해야 하며, 데이터 정제단계에서 다양성관련 지표의 품질 오류가 발견되면 데이터 획득단계에서 적합성의 품질이 보장받지 못한 것이다. 이러한 경우 데이터 획득 단계부터 재수행하거나 보완이 필요하기 때문에 각 공정의 품질검사 시 재작업의 부담을 최소화 하기위해 공정 진행중에 지속적이고 반복적인 품질검사 수행 및 적절한 품질조직 구성이 필요하다.

2 검사 절차

구축하고자 하는 데이터의 특성에 따라 일부 변화는 있을 수 있으나 구축 단계에서의 품질검사는 다음과 같이 이루어지며, 각 공정과 공정에서 생성되는 데이터 특성에 따라 품질검사 절차를 적용하길 추천한다.

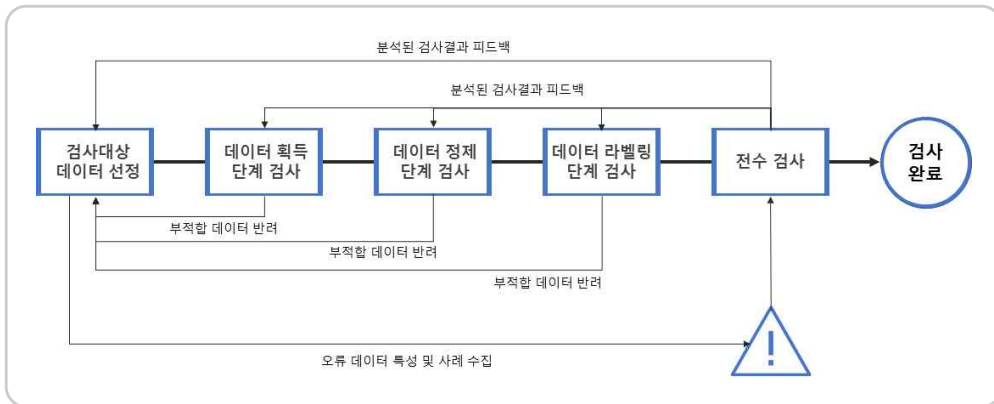


그림 IV-2. 공정별 구축 데이터 검사 절차

- (검사대상 데이터 선정) 각 공정의 품질기준(지표)에 따른 적절한 기준과 수량을 선정한다. 주의할 점은 구축대상 데이터의 분류체계(카테고리)가 모두 포함되게 선정해야 한다는 것이다. 구축 데이터가 5개의 분류로 구성되어 있다면 검사대상 데이터 선정 시 5개의 데이터가 모두 포함되도록 해야한다.(예 : 약초의 식별 학습을 위해 인삼, 홍삼, 당귀, 참당귀, 느릅나무를 선정하여 데이터를 구축하는 경우 검사대상 데이터 선정 시 해당 데이터가 모두 포함되어야 함) 따라서, 초기 데이터 구축단계에서부터 품질검사를 고려하여 각 분류체계의 데이터를 동시에 획득할 수 있도록 계획을 수립하여 데이터를 수집하여야 한다.
- (데이터 획득단계 검사) 이 단계에서는 제시한 품질지표 중 적합성(기준 적합성, 기술적합성, 통계적 다양성)을 중점으로 검사한다. 만일 적합성 기준에 미흡한 결과가 도출되었음에도 이후 공정을 진행하면 학습모델의 유효성과 관련하여 큰 오류를 초래하거나 오류가 없더라도 높은 수준의 학습결과를 기대할 수 없다. 획득단계에서의 검사결과에 따른 개선을 수행하기 위해서는 임무정의, 학습모델에 따른 데이터 구축 요구사항을 재정리하여 구축계획을 수정하고 데이터 획득을 재실시한다. 검출한 오류사항은 그 특징과 사례를 정리하

여 추후 검사 시 우선 체크하여 오류를 최소화하도록 한다.

- (데이터 정제단계, 데이터 라벨링단계 검사) 해당 단계에서는 제시한 품질지표 중 정확성(의미정확성, 구문정확성)을 중점으로 검사한다. 인공지능 학습모델이 학습을 정확하게 수행하기 위한 필수적 요소이며, 공정의 특성상 작업자간 품질차이가 크게 나타날 수 있다. 따라서 품질관리담당의 정기 또는 수시 품질검사가 반복 수행 되어야한다. 본 단계의 검사에서 발생하는 오류는 공정상의 오류도 있을 수 있으나 전(前)공정에서 발생한 오류가 해당 공정에 영향을 미치는 경우도 있다. 이러한 경우 전(前)공정에서의 영향을 분석하여 품질관리 또는 프로젝트 관리조직의 주관하에 공정 재수행 계획 수립 및 실시를 통해 오류를 최소화 할 수 있도록 해야 한다.
- 각 공정에 관계없이 학습모델 설계 조직, 데이터 획득 조직, 데이터 정제 조직, 데이터 라벨링 등 내부 수행 조직내의 실제 작업자와 작업자 관리자 또는 품질검사 담당자가 1차 검사를 진행하고, 품질전담조직 및 외부기관 등이 최종적인 검사를 수행해야한다. 이때, 내부조직의 검사는 품질의 확보를 위해 작업자 자가 검사, 작업자간 교차검사 및 품질담당의 2차 교차 검사 등으로 구성된 프로세스를 적용해야 한다.

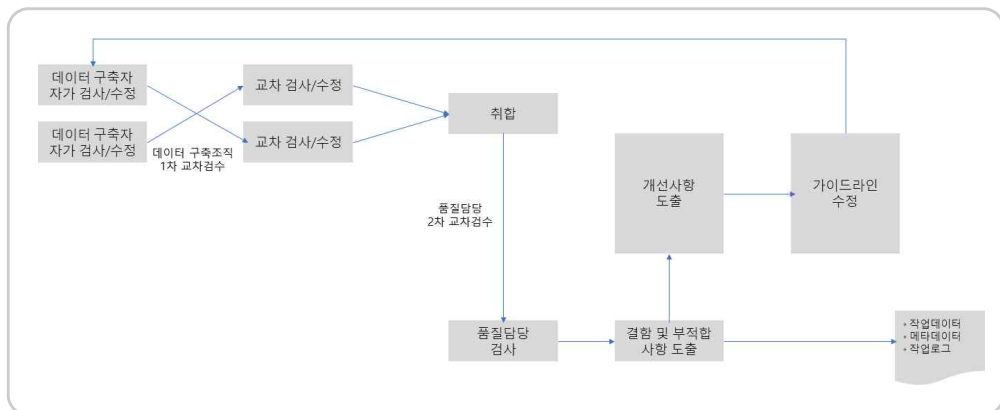


그림 IV-3. 공정단위 검사 과정

3 검사 방법

3.1 검사 기준 수립

데이터의 구축목적 및 활용목적에 맞는 검사 지표 및 기준을 명시하여야 한다. 본 가이드라인의 'Ⅲ. 품질관리 기준'의 제2장. 품질관리 지표, 3. 품질검사 방법에 제시된 검사지표 및 방법을 준용하되 각 수행기관 및 참여기관이 수행하는 인공지능 학습용 데이터 구축 사업의 특성에 따라 지표를 선택적으로 적용하거나, 추가할 수 있다. 단, 아래의 지표 및 기준은 수행기관 및 참여기관이 수행하는 인공지능 학습용 데이터 구축 사업에 필수적으로 적용해야 하는 지표이다.

- 임무정의, 구축계획 수립 및 데이터 획득 단계
 - (법·제도 준수) 원시데이터 획득 시 관련 법·제도적 규정 등을 반드시 준수하여야 함
 - (사실적 획득 환경 구성) 원시데이터를 인위적인 환경과 조건하에 획득해야 하는 경우 사실적인 획득환경을 구성
 - (데이터 동기화) 다중 데이터 소스 간 정교한 동기화를 위한 절차 마련
 - (편향성 방지) 데이터 편향을 방지하기 위한 절차 마련
- 데이터 정제 단계
 - (정제 기준의 명확성) 데이터 사용 목적에 적합한 정제 기준 수립 여부 검수
 - (중복성 방지) 데이터 정제 후 정보 비교 등을 통한 중복도 여부 검수
 - (정제 작업 매뉴얼) 정제 작업을 위한 매뉴얼 작성 및 관리 여부 검수
 - (정제 도구) 정제 작업에 사용될 소프트웨어(S/W) 도구를 확보 및 사용 방법을 숙지

- (정제 작업 방법) 데이터 특성 및 활용 목적에 맞는 적절한 정제 방식 선정 여부 및 선정 기준 타당성 여부 검수

- 데이터 라벨링 단계

- (라벨링 가이드라인) 목적에 맞게 작성된 라벨링 가이드라인에 대한 타당성 여부 검사 후 라벨링 작업자들에게 해당 내용의 가이드라인 전달
- (어노테이션 항목) 목적에 맞는 어노테이션 구성 여부 검수 후 확인된 내용을 포함하도록 작업자들에게 전달
- (가공 검수 도구) 자동화 도구를 통해 검수 후 검수자가 육안으로 부적합 데이터 여부에 대해 2차 확인 및 조건 오류 전수 검수

- 전수 검사

- (부적합 판정 데이터 분포 확인) 데이터의 오류율, 특성 분포 확인을 통한 데이터 수집, 정제, 가공, 부문 최적화
- (외부 검수자) TTA 등 외부 검수자, 도메인 전문가, 데이터 요청자에 의한 검사를 위해 검사 지표 및 기준이 통일되게 전달되었고, 검사 방법의 동의를 이루어졌는지 확인

표 IV-2. 구축공정과 품질지표 적용 상세

단계	절차	조직	도구	대상	
				산출물	데이터
임무정의	<ul style="list-style-type: none"> • 임무정의 • 수요자 요구사항 • 요구사항 분석 • 유사/동일 연구, 사항 • 모델 선정 • 모델 성능지표 및 목표 	모델설계조직, 전문가	-	<ul style="list-style-type: none"> • 사업수행계획서 - 요구사항 분석 결과 - 모델관련 연구 등 조사자료 - 모델 선정방안 및 결과, 변경 시 대응방안 - 법제도 검토결과 - 모델성능/지표설정 근거 	-

단계	절차	조직	도구	대상	
				산출물	데이터
구축계획 수립	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 학습용 데이터 셋 정의 시험용 데이터셋 관리 방안(조직 등) 분류체계 정의 초기검사 계획 수립 (일정, 대상, 방법 등) 환경구성 위험관리방안 	모델설계조직 (초기검사), 전문가	학습모델, 학습모델 운영환경	<ul style="list-style-type: none"> 사업수행계획서 <ul style="list-style-type: none"> 환경구성 초기검사 계획 데이터 구축계획 도구 선정 기준 및 결과 	학습용 데이터셋 구조
데이터 획득	<ul style="list-style-type: none"> 원시데이터 수집 방법 및 기준 <ul style="list-style-type: none"> 법제도검토(개인정보, 초상권, 저작권 등) 편향성방지방안 수집/검수기준 및 조직 초기 검사대상 선정 교육계획수립/실시 원시데이터 수집 기준 변경 반영방안 	원시데이터 수집조직, 원시데이터 검수조직, 모델설계조직 (초기검사)	수집도구, 저장환경	<ul style="list-style-type: none"> 사업수행계획서 <ul style="list-style-type: none"> 수집대상, 방법, 검수결과 수집/검수 매뉴얼 도구 매뉴얼 교육자료 위험관리 매뉴얼 	원시 데이터
데이터 정제	<ul style="list-style-type: none"> 원천데이터 정제 방법 및 기준 <ul style="list-style-type: none"> 개인정보보호 등 비식별화 기준, 결과확인 정제/검수기준 및 조직 초기 검사대상 선정 교육계획수립/실시 원천데이터 정제 기준 변경 반영방안 	원천데이터 생산조직, 원천데이터 검수조직, 모델설계조직 (초기검사)	정제도구, 저장환경	<ul style="list-style-type: none"> 사업수행계획서 <ul style="list-style-type: none"> 정제 방법, 검수결과 정제/검수 매뉴얼 도구매뉴얼 교육자료 위험관리 매뉴얼 	원천 데이터

단계	절차	조직	도구	대상	
				산출물	데이터
데이터 라벨링	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 라벨링 방법 및 기준 <ul style="list-style-type: none"> - 데이터 라벨링 방법 및 기준(바운딩박스, 키포인트, 세그멘테이션, 전사 등) - 데이터 형식 및 입력값 범위 기준 (데이터 구조 형식, 데이터 입력값 범위) • 교육계획수립/실시 • 데이터 라벨링 기준변경 반영방안 • 초기 검사대상 선정 	데이터 라벨링조직, 데이터 라벨링 검수조직, 모델설계조직 (초기검사)	라벨링 도구, 저장환경	<ul style="list-style-type: none"> • 사업수행계획서 <ul style="list-style-type: none"> - 라벨링 방법, 검수결과 - 작업/검수 매뉴얼 - 도구매뉴얼 - 교육자료 - 위험관리 매뉴얼 	라벨링 데이터
데이터 학습	<ul style="list-style-type: none"> • 학습데이터 셋 • 훈련용+검증용 • 시험용 • 학습결과 확인 	모델설계조직, 전문가	학습모델, 학습모델 운영환경	<ul style="list-style-type: none"> • 가이드라인 	학습용 데이터셋

3.2 검사 조직의 구성

‘II.품질관리체계’의 제1장 개요(4.품질관리 조직의 구성)에서 언급한 바와 같이 구축되는 학습용 데이터의 실질적 품질관리 실무를 담당하는 ‘품질관리 수행조직’을 구성해야 한다. 구성되는 품질관리 수행조직은 작업자, 모델설계자, 외부기관 또는 전문가 등으로 구성하며 각 수행조직의 역할과 책임을 공식화하고, 품질관리 업무가 원활히 수행되는지 ‘총괄책임자’ 또는 ‘실무책임자’ 주도하에 수시로 확인해야 한다.

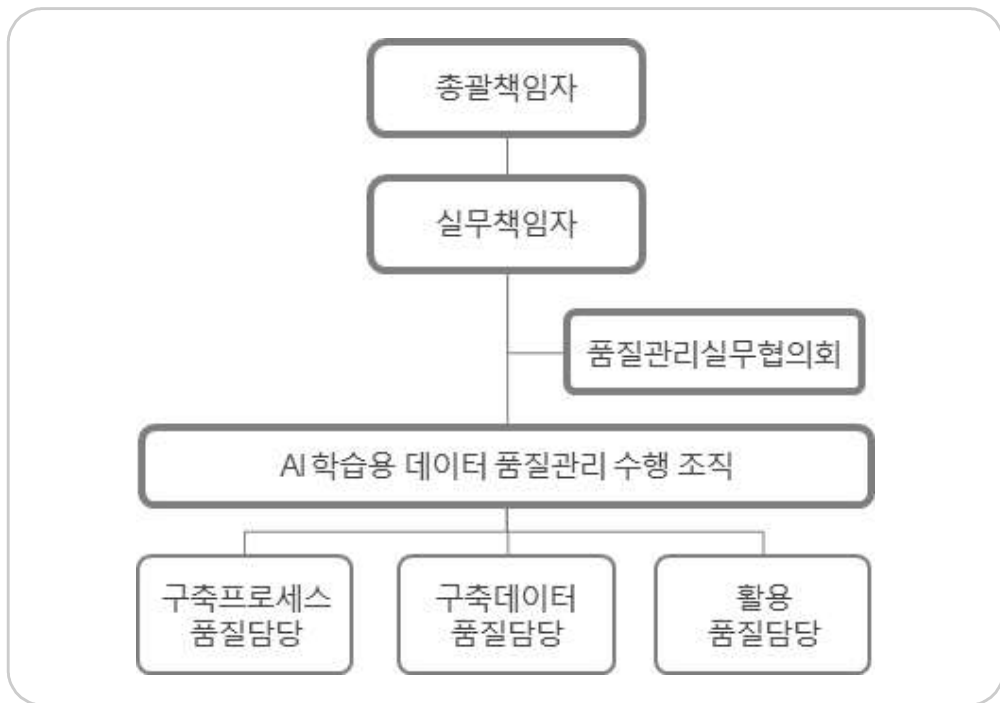


그림 IV-4. 구축사업 수행기관의 품질관리 조직 구성(안)

이때, ‘활용 품질담당’은 AI Hub를 통해 개방한 학습용 데이터의 품질을 담당하는 조직으로 인공지능 학습용 데이터 구축단계에서 구성할 필요는 없으나 추후 개방 후 원활하고 연속성 있는 품질을 보장하기 위해 구축단계에서 품질을 담당했던 인력이나 조직을 활용하여 구성하는 것을 추천한다.

3.3 검사 도구 및 대상 산출물 선정

자동화된 도구를 사용하여 데이터 정제, 라벨링 및 어노테이션의 구문정확성 등을 확인할 수 있으나, 반드시 표본검사 등을 통한 품질담당자의 육안검사가 병행되어야 한다. 각 공정이 진행되는 동안 시간적, 자원 절약을 위한 표본검사는 허용하나 각 구축 공정말의 검사는 전수검사를 원칙으로 하되, 구축 데이터의 특성 및 용량 등을 고려하여 표본검사를 진행할 수 있다. 표본검사 진행 시에는 반드시 품질관리조직, 학습모델 개발조직과 협의 및 절충을 통해 상호 합의 및 인공지능 학습용 데이터 품질전담기관인 한국지능정보사회진흥원(NIA)의 허가를 받아야 한다. 각 공정의 적용 검사 도구 및 대상 산출물은 <표 IV -2. 구축 공정과 품질지표 적용 상세>를 참고한다.

3.4 검사 결과 분석 및 개선

위에 제시한 절차와 방법에 따라 수행하여 문제가 발생할 경우, 그 시점에서 ‘데이터 획득> 데이터 정제> 데이터 라벨링 > 학습’의 모든 단계를 역추적하거나 분석을 통해 문제점을 찾아내야 한다.

각 구축 공정의 품질검사에서는 단계별 수치와 결과값에 대한 검사 결과를 제공할뿐이며, 최종적으로 학습모델을 통한 검증을 통해야만 기본적인 데이터의 문제점까지 확인할 수 있다. 이를 위해서 사전에 샘플링 방법을 통해 학습모델 적용까지의 품질검사를 수행하여 대비하는 것이 좋다. 특히 주의할 점은 시험 데이터로 선정된 데이터들은 절대 학습 및 검사용으로 활용해서는 안되며, 한번 검사 및 시험용으로 활용한 데이터는 다시 검사 및 시험 데이터로 재사용해서는 안된다.

제3장 | 운영·활용단계 품질검사 방법



1 검사대상 정의

1.1 개요

검사대상 정의 단계는 품질검사대상 데이터를 선정하기 위해 현재 정의된 공정별 품질관리 계획의 내용과, 작업자 또는 사용자로부터 접수된 품질 이슈의 신고내역 등을 종합하여 검사대상 데이터를 선정한다. 해당 데이터의 품질요건과 검사방향 등을 파악하여 품질검사 추진계획을 수립한다.

1.2 검사대상 정의단계 활동

품질검사 대상 후보 데이터들을 식별하고 검사의 필요성과 시급성 등 우선순위를 고려하여 검사대상이 되는 데이터를 선정한다. 공정별 품질관리 계획의 내용과 품질오류, 작업이슈 신고 내역 등 품질관련 이슈를 종합하여 구축한 데이터 또는 산출물 중에서 검사대상 데이터를 식별한다.

검사대상 데이터 선정 시 각 지표 및 검사 방법에 따라 전수검사, 표본검사(샘플링) 등의 대상 데이터별 검사수행 범위도 함께 결정한다. 또한 검사대상 데이터는 구축하는 인공지능 학습용 데이터 구축 분류(카테고리)로 각각 선정해야 한다. 이때, 수행기관 및 참여기관의 예산과 조직 역량에 따라 선정 수량을 조절하되 일반적으로 인정할 수 있는 수준으로 선정

해야 한다. 필요 시 외부 전문업체 또는 전문가들에게 자문을 의뢰하여 검사대상 데이터의 선정에 활용한다.

검사대상 정의는 품질관리계획의 검토 및 후보 데이터 선정, 품질 검사대상 데이터 선정, 품질검사 계획 수립의 순으로 수행하며 주요 내용은 다음과 같다.

1.2.1 품질관리계획 검토 및 후보 데이터 선정

품질관리 담당자는 구축사업의 품질관리계획과 관련된 자료를 수집하고 데이터 구축 및 인공지능 학습모델 담당자와 협의를 통해 변경된 요구사항, 업무절차 및 작업방법 등의 부가정보를 획득한다.

검사대상 후보 데이터를 파악하기 위해서 여러 경로의 사전 조사가 필요하다. 주요내용은 아래와 같다.

- 라벨링 작업 그룹, 클라우드워크 플랫폼 등의 데이터 구축 환경에서 접수되는 품질오류 및 이슈 접수 내용 분석
- 학습모델, 활용 서비스 개발 그룹으로부터 접수되는 품질오류 및 이슈 내용 분석
- 인공지능 학습용 데이터 구축사업 관련 전문가 검토에 따라 정비가 필요한 데이터에 대한 분석
- 데이터의 특성상 품질이슈가 발생될 확률이 높은 데이터에 대한 개선 수요 분석

위의 사항을 참고하여, 임무정의 및 구축계획에 맞게 검사대상을 설정한다. 그리고 수행기관 및 참여기관 데이터들의 검사 및 개선 필요성에 대해 조사하여 검사대상 후보 데이터를 선정한다.

1.2.2 품질검사대상 데이터 선정

품질관리 계획 검토 및 후보 데이터 선정을 식별한 후보 데이터 중에서 품질검사의 중요성, 시급성 관점으로 검사대상 데이터를 선정한다. 아래는 검사대상 데이터를 선정할 때 고려해야 할 품질검사의 중요성, 시급성 측면의 데이터들이다.

- 중요성 측면의 데이터
 - 인공지능 학습용 데이터 품질확보를 위해 구축 공정별 데이터의 적합성, 정확성, 유효성이 확보되어야 하는 데이터
 - 수집된 품질 이슈를 해결하기 위해 재작업 또는 추가작업을 실시한 데이터
 - 인공지능 학습모델이 동작하는데 핵심적인 기능을 담당하는 데이터
- 시급성 측면의 데이터
 - 품질오류 및 이슈가 빈번하게 발생하는 데이터
 - 시급히 해결해야 하는 품질현안을 보유한 데이터

샘플링 검사의 경우 데이터를 선정한 이후 데이터 사용자(학습모델, 활용 수요자 등)의 분석 정보 요구가 높은 영역, 수행기관 및 참여기관의 의사 결정에 활용되는 영역, 공통 영역의 데이터를 품질검사 후보로 선정하여 품질검사대상의 영역을 점차 줄여나간다.

필요할 경우 외부전문가의 의견을 수렴하여 품질검사 계획 및 데이터 선정을 보완할 수 있다. 1차 샘플링(표본선정) 결과를 바탕으로 우선순위를 정하고, 허용된 예산과 기간 등을 고려하여 최종적으로 선정한다.

1.2.3 품질검사 추진계획 수립

품질검사 대상 데이터 선정이 완료되면 선정한 데이터를 대상으로 품질검사 추진계획서를 작성하는 단계이다.

■ 품질검사 추진계획서 작성

품질검사 추진계획서는 품질검사의 목적과 상세 품질검사를 수행하기 위한 방법 및 절차, 일정계획, 이해당사자 역할 및 책임 정의, 소요예산 계획 등의 항목을 포함하여 작성한다.

항목별 작성해야 할 주요내용은 아래와 같다.

- 품질검사의 목적
 - 데이터 품질검사를 왜 하는지 필요성 기술
- 검사 방법 및 절차
 - 데이터 품질검사를 어떻게 할 것인지 검사 기법과 수행 절차 기술
- 검사 일정계획 수립
 - 데이터 품질검사를 언제, 어느 정도 기간으로 할 것인지 계획 수립
- 검사 조직의 역할 및 책임 정의
 - 데이터 품질검사를 누가 할 것인지 수행조직의 역할과 책임을 정의
 - 업무담당자와 정보화 담당자의 역할을 구분하여 정의
- 소요예산 계획
 - 투입 인력 규모, 필요 하드웨어(H/W), 소프트웨어(S/W) 규모 및 소요 비용 등

2 품질검사 수행

검사대상 데이터의 품질검사를 위한 검사 환경을 준비하고 검사 절차 및 품질관리 지표를 이용하여 품질검사를 수행하는 단계이다.

2.1 품질검사 준비

품질검사 준비는 본격적인 품질검사 수행에 앞서 품질검사를 효율적으로 수행하기 위해 수행기관 및 참여기관에서 사전에 준비해야 할 검사 환경을 준비하는 단계로 주요 활동내용은 아래와 같다.

■ 품질검사 환경준비

- 품질검사 전담인력 지정 : 검사 데이터의 규모, 기간, 투입인력 및 역할 등의 제반여건에 부합되도록 전담인력을 구성
- 협조체계 구성 : 학습용 데이터의 유효성(학습모델) 관점에서 검사가 필요한 경우 수행기관 및 참여기관에서 데이터를 사용하는 학습모델 개발조직 및 담당자와 협조체계를 구성하여 다양한 이해관계자의 협조와 도움을 이끌어낸다.
- 검사대상 데이터 준비 : 검사대상 데이터는 수행기관 및 참여기관에서 구축 및 운영 중인 데이터이며, 유관부서의 사전협조를 통해 검사대상에서 데이터가 누락 되지 않도록 한다.
- 검사도구 준비 : 검사수행에 필요한 품질관리 지표들을 식별하고 현행화하며, 적용 가능한 자동화 도구가 있다면 사전에 준비한다. 수작업을 통한 검사 시 충분한 인력이 검사를 수행할 수 있도록 준비 한다.
- 수행 장소 마련 : 수행조직의 규모 및 인원, 기간 등을 식별하고, 검사 데이터의 접근성, 데이터 및 보안성, 원활한 업무 협조 등이 이루어지도록 적합한 수행 장소를 준비한다.

2.2 품질검사 수행

검사수행을 위한 환경이 준비되면 품질검사를 위한 품질관리 지표를 면밀히 검토하여 검사대상을 최종 선별한다. 검사대상은 목적에 따라 데이

터셋 단위일 수도 있으며 항목 단위일 수도 있다. 검사대상이 항목 단위로 내려가면 일일이 수작업으로 데이터의 값을 확인하는데 많은 시간과 노력이 필요하게 된다. 이러한 문제를 해결하고 효율적 검사를 위해 여러 품질검사 기법과 품질검사 도구들에 대해 면밀히 검토한 후 대상 데이터에 적합한 것을 선택한다.

3 검사결과 분석

품질관리 지표를 이용한 검사 수행을 통해 도출된 품질이슈에 대해 유의미한 품질문제를 식별하고 문제의 근본원인을 파악하며 주요 품질 문제들이 실제 업무 및 학습에 미칠 수 있는 영향분석을 통해 품질개선 기회를 도출하는 단계이다.

검사결과 분석의 세부절차는 아래와 같다.

표 IV-3. 검사결과 분석 주요 활동

주요 활동	설명
오류원인 분석	<ul style="list-style-type: none"> 전 단계에서 조사된 추정 오류에 대한 진위 여부를 확인하여 오류로 분류하고, 오류에 대한 담당자 의견을 참조하여 오류 원인분석 대상으로 확정하며, 데이터의 오류를 유발할 수 있는 관리체계구조-응용프로그램(학습모델) 관점에서 원인을 추적하여 원천적 원인을 도출한다. 품질 오류가 데이터에 미치는 영향을 분석하여 품질문제로 인해 예상되는 파급효과를 추정하고, 분석결과는 개선과제 정의 시 우선순위를 정하는 기준으로 활용될 수 있다.
개선기회 도출	<ul style="list-style-type: none"> 데이터의 오류를 유발하는 원천적 근본 원인을 제거하기 위한 개선 기회를 도출하여 향후 진행될 개선계획수립 단계에서 활용된다.

3.1 검사결과 분석 활동

3.1.2 오류 원인 분석

오류 원인을 추적하기 위해서는 선행적으로 품질검사 수행단계에서 조사된 추정 오류를 대상으로 실제로 오류 여부를 분류하고, 설사 오류라고 할지라도 임무와 데이터 특성을 고려하여 분석 대상 포함 여부를 확인하여야 한다.

원인 분석 대상으로 확정된 오류에 대한 발생 원인을 수행체계·데이터구조·학습모델 관점에서 추적하여 구체적인 근본 원인(Root Cause)을 도출한다.

근본 원인 도출

발견된 오류에 대한 발생 원인을 추적하여 궁극적으로 오류를 유발하는 근본 원인(Root Cause)을 도출한다. 여기에서 데이터 값의 오류를 유발하는 원인은 데이터 값 자체에 있기보다 주변의 구축 방법·구축 가이드라인·데이터셋 설계·학습모델에 있는 경우가 많다.

- 구축방법 측면의 오류 원인 : 모델·데이터의 대상선정, 수집, 정제, 라벨링 등의 통제 미흡으로 인하여 구축 절차, 구조, 학습모델 측면의 다양한 오류 데이터 생성
- 가이드라인 측면의 오류 원인 : 수행기관 및 참여기관이 정의한 구축 가이드라인의 불완전성, 미준수로 인하여 작업자간 서로 상이하게 작업을 수행하거나 데이터간 일관성 위배
- 데이터셋 측면의 오류 원인 : 데이터셋 설계의 부족, 구문정확성 위배, 데이터 구축 중복 등으로 인하여 수행기관 및 참여기관이 목표로 하는 품질목표 위배

- 학습모델 측면의 오류 원인 : 학습모델에 적합한 데이터 구축이 수행되지 않았거나, 잘못된 학습모델 선정으로 데이터 구축 방향이 잘못되어 품질목표를 맞출 수 없는 상황

오류의 원인은 단일 원인에 근거할 수도 있지만 여러 원인이 복합적으로 작용하여 발생할 수도 있다. 따라서 해당오류가 반복적으로 발생하지 않도록 해당오류를 유발하게 된 근본 원인들을 찾아내는 것이 중요하다.

3.1.2 개선기회 도출

“오류 원인 분석” 단계에서 오류 데이터를 유발하는 근본 원인을 도출하였으면, “개선기회 도출”단계를 통해 오류를 유발하는 근본 원인을 제거하기 위한 구체적인 개선기회를 도출한다. 중요한 것은 “개선기회 도출” 단계에서 도출된 구체적인 개선기회는 향후 “개선 수행(Implement)”단계의 실제적인 활동 내용으로 연결되어야 한다.

■ 개선기회 도출

오류 발생 근본 원인별로 원천적인 원인을 제거하기 위한 개선기회를 구축방법, 구축가이드라인, 데이터 관점에서 구체적으로 도출한다. 여기에서 개선해야 할 대상은 데이터뿐만 아니라, 데이터에 영향을 미치는 주변의 관리체계, 데이터셋 구조, 학습모델도 포함되어야 함에 유의할 필요가 있다.

오류를 유발하는 요인을 제거하기 위하여 도출하는 개선기회는 단일한 근본 원인에 의한 단일한 개선기회로도 처리할 수 있으나, 근본 원인별로 다수의 개선기회를 복합적으로 수행해야 처리가 가능한 경우도 발생할 수 있음에 유의한다.

또한, 개선해야 할 구축방법 또는 검증 규칙을 새롭게 정의하거나 보완하여야 할 상황이 발생 할 수 있을 뿐만 아니라, 학습모델-데이터 구조를 변

경하여야 할 경우도 발생할 수 있으므로 품질관리 조직뿐만 아니라 데이터 구축 조직, 학습모델 개발 조직의 전문가, 구축 대상 데이터의 도메인 전문가가 참여하여 긴밀한 협조와 의견개진을 통하여 근본적인 개선기회를 도출하는 것이 중요하다.

통상적으로 오류 데이터를 유발하는 근본 원인을 제거하기 위한 개선기회는 다음과 같은 유형이 있을 수 있다.

- 구축방법 측면의 개선기회 : 학습모델, 데이터 구조 및 구축방법 변경·통제 프로세스 수립
- 구축 가이드라인 측면의 개선기회 : 용어 개정 필요, 수집 및 획득 방법 개선, 도메인 추가 제정, 도메인의 중복 제거, 라벨링 수행방법, 검사방법 개선 등
- 데이터 구조 측면의 개선기회 : 라벨링 및 어노테이션 정규화 필요, 메타데이터 식별자 항목 조정, 원시/원천 데이터와 라벨링 데이터간 1대1 매핑 및 관리 구조 통합 등
- 학습모델 측면의 개선기회 : 인공지능 응용프로그램의 학습알고리즘 변경 또는 학습 프로세스 보완, 학습모델의 원천데이터 및 라벨링 데이터간의 선·후행 활용관계 프로세스 보완 등

4 개선 수행

품질개선 효과를 거두기 위해서는 품질에 영향을 미치는 요소 중 개선효과가 크고 중요한 문제들을 우선적으로 선정하여 개선해야 한다. 그 이유는 한정된 시간과 비용, 인력으로 모든 문제의 해결이 어려울 수 있기 때문이다.

또한 성공적인 데이터 품질개선을 수행하기 위해서는 모든 구성원이 현 상태의 문제가 무엇인지 인지하고, 변화의 당위성과 비전을 받아들이도록 함으로써 변화에 따른 성과가 지속될 수 있도록 해야 하며, 수행기관 및 참여기관 또는 조직의 문화 자체를 바꾸려는 노력이 지속적으로 이루어져야 한다.

개선을 수행하기 위해 개선계획 수립 후 개선을 실시 한다.

“개선계획 수립”은 검사결과 분석 단계에서 도출된 개선기회를 종합하여 개선과제를 도출하고, 분류된 개선과제별로 상세 추진계획을 수립하는 단계이다.

“개선 실시”는 수립된 개선계획 중 단기 과제를 우선으로, 개선수행을 위한 환경을 준비하고, 실제 개선을 수행하는 단계이다.

4.1 개선계획 수립

4.1.1 품질개선 방향 정의

품질개선 방향 정의는 데이터 오류를 유발하는 근본 원인을 제거하기 위해 도출된 개선 기회 들간 유사성을 고려하여 개선기회를 개선 영역별로 재분류하고, 재분류된 개선과제를 분류하여 유형화함으로써, 향후 개선활동의 방향을 정의한다.

품질개선 방향 정의는 개선과제 정의, 품질개선 계획수립의 세부 절차로 수행되며 주요 내용은 아래와 같다.

개선과제 정의

이전 절차에서 도출된 개선기회들은 개선 영역별로 재분류하여 개선과제로 재정의될 수 있으며, 궁극적인 개선 대상인 구축방법·구축가이드라인·데이터구조·학습모델 관점으로 분류하여 동질적인 개선기회를 유형화함

으로써 개선과제를 정의한다.

예를 들어, 데이터 측면에서 원시데이터 수집 규정이 없어 잘못된 데이터 값이 유입되었고, 이는 원시데이터 수집 규정을 제정, 배포, 교육할 품질 관리 조직 및 활동이 없기 때문인 경우가 있을 수 있다. 이 경우, 데이터 개선 영역에서는 원시데이터 수집 규정 마련, 품질관리조직 운영이라는 두 가지 개선기회가 도출되는데, 이러한 개선기회들은 다시 관리체계라는 개선 영역의 ‘원시데이터 수집 규정 마련 및 교육’이라는 개선과제로 통합 정의될 수 있다. 그리고 개선과제는 필요시 하위 세부 실행과제를 도출하여 정의할 수도 있다.

도출된 개선과제 안에서도 단계별·공정별로 수행해야 하는 경우가 있을 수 있는데, 이때는 과제를 세분화하여 선정한다. 개선과제 사이에도 선·후행 관계가 있을 수 있으므로 이를 잘 파악하여 우선순위를 정의한다. 예를 들면, 학습모델 개선을 선행한 후 결과에 따라 라벨링 데이터를 보정하는 경우도 있고, 구축활용 가이드라인을 먼저 재정비하고 데이터 구축과 학습모델영역을 보정하는 경우도 있다.

우선순위가 정의되면 ‘학습모델 구축단계에서 수행’, ‘데이터 구축단계에서 수행’ 등 품질개선에 대한 추진 방식을 선정하고, 품질개선 추진의 명확한 목표와 개선 후의 품질검사 재수행을 위한 지표를 정의한다.

4.1.2 품질개선 추진계획 수립

개선과제가 수립되면, 이를 기반으로 개선을 위한 추진계획을 수립한다. 품질개선 추진 계획은 사업계획서와 같은 것으로, 사업 추진의 필요성, 품질현안, 개선 대상 범위, 개선 방향 및 전략을 정의하고, 구체적 개선방안을 마련하여 추진체계 및 일정, 예산 등 품질개선 추진을 위한 구체적인 추진계획서를 작성하는 것이다.

■ 품질개선 추진계획서 작성

품질개선 추진계획서에는 품질개선의 목적과 상세 품질개선을 수행하기 위한 방법 및 절차, 일정계획 수립, 이해당사자 역할 및 책임 정의, 소요 예산 계획 등의 항목을 포함하여 작성한다.

계획서에 포함되는 각 항목별 주요내용은 아래와 같다.

- 품질개선의 목적 : 품질개선을 왜 하는지에 대한 필요성을 기술
- 주요 과업 범위 및 추진 일정 : 품질개선을 어떻게 할 것인지 개선유형과 수행절차를 기술
- 개선 일정계획 수립 : 품질개선을 언제, 어느 정도 기간으로 할 것인지에 관한 일정 수립
- 추진체계 (추진 조직 및 역할) : 업무담당자, 정보화담당자, 수행조직 등 이해관계자의 역할과 책임을 정의
- 소요 예산 : 투입인력 규모, 필요 H/W, S/W 규모 및 소요 비용 등
- 기대 효과 (개선 효과) : 개선효과를 정량적, 정성적으로 평가

위의 내용을 정리하여 품질개선 추진계획서를 작성한다.

4.2 개선 실시

4.2.1 품질개선 준비

품질개선 준비는 품질개선의 수행에 앞서 품질개선을 효과적으로 수행하기 위해 수행기관 및 참여기관에서 사전에 준비해야 할 환경준비 단계이다. 개선과제 정의단계에서 정의된 개선범위를 확정하고, 확정된 개선범위를 고려하여 수행일정을 상세하게 수립한다.

■ 품질개선 환경준비

사업수행을 위한 추진반 및 협의체 구성, 보정 대상 데이터 확보 또는 선별, 개선 방법 및 수행 조직 확보 등의 사전 환경 준비가 필요한데, 이것은 품질검사 환경준비와 유사하다.

- 협조체계 구성 : 데이터, 학습모델 활용 관점에서 개선이 필요한 경우 수행기관 및 참여기관에서 데이터를 구축하는 조직 및 담당자와 학습모델 개발 담당자를 포함한 협조체계를 구성하여 협조와 도움을 이끌어 낸다.
- 개선 데이터 준비 : 개선대상 데이터는 수행기관 및 참여기관에서 구축 또는 학습 중인 데이터이며 개선대상에서 데이터가 누락되지 않도록 한다.
- 개선수행 도구 준비 : 개선수행에 필요한 수집, 정제 및 라벨링 도구를 식별하고 도구를 확보하며, 적용 가능한 자동화 도구가 있다면 사전에 준비한다. 수작업을 통한 수행 시 충분한 인력이 수행 할 수 있도록 준비한다.
- 수행 전담 조직 및 장소 마련 : 수행 조직의 규모 및 인원, 기간 등을 식별하고, 데이터의 접근성, 데이터 보안성, 원활한 업무 협조 등이 이루어지도록 적합한 수행 장소를 준비한다.

4.2.2 품질개선 수행

품질개선 수행계획에 따라 개선방안의 중요도, 우선순위, 업무 영향도 등을 고려하여 개선활동을 수행한다.

품질개선은 오류원인 및 단기, 중장기 계획에 따라 몇가지 유형으로 구분하여 추진할 수 있는데 대표적인 유형으로는 품질관리체계 수립, 데이터 구축 절차 정의, 데이터 보정이 있다. 데이터 보정은 단기 과제에 적합하

며 데이터 값과 학습모델 수정 및 데이터 구조를 개선하는 것이고, 품질 관리체계 수립은 중장기 계획을 가지고 추진하여야 한다. 품질관리체계 수립은 수행기관 및 참여기관에 적합한 품질 관리 절차, 조직 및 역할, 변화관리 방안 등을 정의하며 필요에 따라 코드, 용어, 도메인에 대한 기준을 재정의한다.

품질개선 수행 후 개선된 데이터를 대상으로 검사대상 정의부터 시작하는 품질검사를 계획 된 품질관리계획에 따라 재수행하여 목표하는 품질 수준의 만족 여부를 판단하고, 미흡한 경우 동일 과정을 반복하여 목표한 품질 수준을 달성할 수 있도록 한다.

5 품질 통제

구축 된 인공지능 학습용 데이터의 지속적인 데이터 품질을 유지하고 더 높은 품질을 확보하기 위한 통제활동을 수행하는 단계이다.

표 IV-4. 품질통제 주요 활동

주요 활동	설명
결과 평가	<ul style="list-style-type: none"> 품질 관리체계 수립, 데이터 운영계획 수립, 데이터 보정으로 구분하여 구축 가이드라인만 개정 한 영역과 실제 개선을 한 영역을 종합적으로 보여주고, 실제 개선한 영역에 대해서 개선 효과를 정량적으로 평가하는 절차이다.
품질목표 관리	<ul style="list-style-type: none"> 품질통제 대상에 대한 품질 목표를 설정하고, 품질을 유지하거나 더 높은 품질을 확보할 수 있는 방안을 수립하는 절차이다.
품질통제 실시	<ul style="list-style-type: none"> 품질목표 관리 대상에 대해 수시로 모니터링을 수행하고, 수행기관 및 참여기관 구성원들에 대한 교육, 홍보 활동으로 품질목표 관리활동에 대한 공감대 형성과 적극적인 참여를 유도하는 절차이다.

5.1 품질통제 활동

5.1.1 결과 평가

결과평가는 품질 관리체계 수립, 데이터 구축 절차 정의, 데이터 보정으로 분류하여 평가를 실시한다. 처음 목표한 개선에 대한 달성율과 개선 전·후를 비교하여 결과평가 수행할 수 있다.

개선목표 달성율의 경우, 품질 관리체계 수립에서 품질관리 절차, 품질관리 조직 및 역할 등을 수립했지만 수행기관 및 참여기관 내의 사정으로 조직을 만들지 못하고 품질관리 절차와 변화관리만 적용할 수도 있다.

5.1.2 품질목표 관리

품질목표는 개선적용 영역의 품질유지 활동과 개선 미적용 영역에 대한 개선 적용활동이 지속적으로 실행될 수 있도록 체계적인 목표를 수립하여 관리하는 것이다. 품질목표는 품질 관리체계 수립, 데이터 운영계획 수립, 데이터 보정으로 구분하여 관리한다. 그리고 영역별로 품질목표를 달성해 나가는 현황을 정량적으로 확인할 필요가 있다.

- 품질 관리체계 수립 : 데이터 품질관리 지표별 체크 리스트를 활용하여 품질 관리체계 수준의 변화하는 모습을 주기적으로 확인한다. 주로 유효성 지표의 체크리스트를 활용하며, 데이터 보정 시 적합성, 정확성 등의 지표도 활용 할 수 있다.
- 데이터 운영계획 수립 : 전체 대상 데이터 중 품질수준을 확인하여 데이터의 개방 및 품질이슈 대응에 대한 이력 및 실적을 주기적으로 확인한다.
- 데이터 보정 : 데이터 오류율과 실제 보정이 적용되는 영역의 비율을 확인하여 적용되어 나가는 모습을 주기적으로 확인한다.

품질목표 관리방안이 도출되면 각 영역별로 추가 개선을 수행 할 과제를 정의하고 추진계획을 수립한다. 그리고 개선 완료된 영역에 대해서는 데이터 품질유지 방안을 수립하여 품질수준을 유지 한다.

데이터 품질유지를 위해서는 수시로 품질이슈에 대한 모니터링을 실행한다. 데이터 운영 담당자는 품질이슈 모니터링 방안을 정립하여 이슈를 어떻게 수집할 것인지, 수집된 이슈를 어떻게 처리 할 것인지에 대한 방안을 정의 한다.

위에서 정의한 품질목표 관리를 잘 수행하기 위해서는 이해관계자들의 적극적인 참여가 반드시 필요하다. 이러한 품질목표 관리를 위한 품질통제 실시 내용은 다음 절차인 품질통제 실시의 내용을 참고한다.

5.1.3 품질통제 실시

품질통제는 개선 활동, 개선 완료 된 대상의 지속적 모니터링 활동 뿐만 아니라 구성원들의 인식 전환을 위한 교육 활동, 품질 관리에 대한 공감대 형성 및 문화 정착을 위한 다양한 활동을 모두 포함한다.

품질통제를 위해 구축 가이드라인 내용 등의 수정이 필요 할 수 있으며, 이러한 경우 운영단계 및 학습모델 외에 데이터 자체의 품질 및 운영에 대한 최초의 목적에 위배되지 않도록 주의 한다.

그리고 통제 단계에서 품질이슈는 내·외부 사용자로부터 품질오류 신고를 접수 받아 처리할 수 있는데 품질오류 신고 접수 및 처리에 관한 사항도 통제 활동의 주요 대상이다.

담당자는 수집된 품질이슈 내용을 확인하고, 즉각 처리 하도록 하되, 처리가 지연될 시에는 이에 대해 신고자에게 통지하고 조속히 처리될 수 있도록 방안을 강구한다. 중대한 품질오류 신고에 대해서는 필요시 태스크포스(Task Force)와 같은 임시조직을 만들어 대응할 수도 있다.

이렇게 하기 위해서는 구성원들의 인식 전환을 위한 체계적인 교육이 필요하며, 일회성이 아닌 지속적인 교육이 실행되어야 한다. 그리고 데이터 품질의 중요성에 대한 공감대를 형성하고 절차를 철저히 수행하는 문화를 정착시키기 위한 다양한 변화관리 활동이 필요하다.

교육과 더불어 다양한 변화관리 활동을 통하여 데이터 품질의 중요성에 대하여 구성원들의 인식 전환을 유도하고, 향후 문화로 정착될 수 있도록 한다. 대표적인 변화관리 활동으로는 뉴스레터, 이벤트, 세미나, 워크숍 등이 있다.

운영 담당자는 운영 사정에 맞추어 적절한 방안을 선택하여 변화관리 활동을 수행하여야 하며, 필요할 경우 평가를 통해 이를 조직내에 정착시켜야 한다.

V 부 록

1. 용어 정의
2. 관련 서식(인공지능 학습용 데이터 품질관리 계획서)
3. AI Hub 데이터 서비스 제공을 위한 공통요청사항
4. TTA 품질검증 관련 문서



부록 1. 용어 정의



[ㄱ]

검증 데이터셋 Validation Data Set

전체 학습데이터셋 중에서 일정한 비율을 정하여 인공지능의 기계학습에 따른 성능을 보정하거나 향상하는 용도로 사용하는 데이터셋

기계학습 Machine Learning

인간이 자연적으로 수행하는 학습 능력과 같은 기능을 컴퓨터에서 실현하려는 기술이나 방법

[ㄴ]

데이터 획득 Data Acquisition

인공지능의 기계학습에 필요한 데이터를 현실 세계에서 직접 수집 또는 생성하거나, 이미 보유하고 있는 조직이나 시스템 등으로부터 법률적 제약이 없도록 ‘원시 데이터’를 확보하는 활동

데이터 정제 Data Refinement

획득한 원시데이터를 기계학습에 필요한 형식으로 맞추거나 불필요한 중복을 제거하며, 개인정보를 비식별화하여 처리하는 등 일련의 전처리 과정을 통해 ‘원천 데이터’를 확보하는 활동

데이터 라벨링 Data Labeling

인공지능이 기계학습에 활용할 수 있도록 기능이나 목적에 부합하는 정보를 원천 데이터에 부착하는 활동

데이터 학습 Data Machine Learning

학습데이터셋의 훈련데이터셋, 검증데이터셋을 이용하여 선정된 인공지능 알고리즘을 학습시키고, 학습된 인공지능 모델의 성능을 향상시키거나 보정하는 활동

[ㄹ]

라벨링데이터 Labeled Data

원천데이터에 부여한 '참값', 파일형식이나 해상도 등의 속성, 그리고 설명이나 주석 등이 포함된 '어노테이션'의 집합

[ㅂ]

비정형데이터 Unstructured Data

일정한 규격이나 형태를 지닌 숫자데이터와 달리 이미지, 영상, 음성, 보고서나 문서처럼 구조화되지 않은 데이터

[ㅅ]

시험 데이터(셋) Test Data Set

전체 학습데이터셋 중에서 일정한 비율을 정하여 인공지능의 기계학습 성능 시험을 목적으로 사용하는 데이터셋

[ㅇ]

어노테이션 Annotation

라벨링 공정에서 인간이 부여한 식별 기준을 기계가 인식할 수 있도록 선정된 데이터에 추가적인 정보를 기입하여 알고리즘이 이해할 수 있도록 만드는 과정

원시데이터 Raw Data

기계학습을 목적으로 획득 단계에서 수집 또는 생성한 음성, 이미지, 영상, 텍스트 등의 데이터

원천데이터 Source Data, Unlabeled Data

원시데이터를 라벨링 공정에 투입하기 위해 필요한 전처리 등 정제 작업을 수행한 데이터로 라벨링데이터가 부여되지 않은 상태의 데이터

인공지능 Artificial Intelligence

자연 언어의 이해, 음성 번역, 문제 해결, 학습과 지식 획득, 인지 과학 등에 응용하기 위해 인간의 지능이 갖는 학습, 추리, 적응, 논증 등의 기능을 갖춘 컴퓨터 시스템

인공지능 학습용 공개 데이터셋 AI Open Data Set

인공지능 통합플랫폼(AI Hub)에 등록하여 사용자가 활용할 수 있도록 공개된 학습데이터셋

인공지능 학습용 데이터 구축

임무정의, 데이터 획득, 데이터 정제, 데이터 라벨링 등 인공지능 학습용 데이터를 구축하는 일련의 활동

인공지능 학습용 데이터 품질 AI Data Quality

기계학습에 필요한 데이터의 적합성, 정확성, 유효성 등을 확보하여 사용자에게 유용한 가치를 줄 수 있는 수준

인공지능 학습용 데이터 품질관리 AI Data Quality Management

인공지능 학습용 데이터 품질 확보에 필요한 조직, 절차, 기준, 제반 활동 등을 정의하여 점검하고 조치하는 일련의 활동

인스턴스 Instance

클래스에 해당하는 개별 개체를 의미

예) ‘AI구축과제’를 추진하는 경우 개 품종의 클래스인 ‘푸들’, ‘비글’, ‘페그’ 등의 각 클래스에 해당하는 데이터 건수

임무 정의 Task Define

인공지능 기계학습을 통해 해결하고자 하는 문제를 명확하게 정의하고, 문제 해결에 필요한 학습용 데이터의 요구사항을 구체적으로 정의하고 설계하는 활동

[ㄷ]

참값 Ground Truth

인공지능의 기계학습 목적에 따라 원천데이터에 라벨링된 정확한 값이나 사실의 의미적 표현

[ㅋ]

크라우드소싱 Crowdsourcing

대중(crowd)과 아웃소싱(outsourcing)의 합성어로 기업 활동의 일부 과정에서 일반대중(크라우드워커)을 참여시키는 것을 의미

크라우드워커 Crowd worker

일반인이 기업의 업무 용역을 대행 수행하고, 일정 대가를 받는 경우를 의미하며, 집이나 재택근무 등의 형태로도 업무 수행이 가능하고, 자유롭게 할당된 과제물을 수행하는 일자리

예) A 참여기관이 ‘음식데이터 AI구축과제’를 추진하는 경우 ‘크라우드워커’를 고용하여 일반인으로부터의 음식 사진 데이터를 대량 수집

클래스 Class

분류/탐지하고자 하는 대상을 카테고리화 한 것으로 분류체계를 의미

예) A 참여기관이 ‘스팸 감지 AI구축과제’를 추진하는 경우 스팸에 대한 클래스는 ‘스팸’, ‘스팸 아님’이며. B 참여기관이 ‘개 품종을 판별하는 AI구축과제’를 추진하는 경우 개 품종의 클래스는 ‘푸들’, ‘비글’, ‘퍼그’ 등등

[히]

학습데이터 AI Data Set

인공지능의 기계학습에 사용하는 원천데이터와 라벨링데이터의 묶음을 말하며, 사용하는 목적에 따라 ‘훈련데이터셋’, ‘검증데이터셋’, ‘시험데이터셋’으로 구분

훈련데이터 Training Data Set

전체 학습데이터셋 중에서 일정한 비율을 정하여 인공지능의 기계학습에 직접 사용하는 데이터셋

부록 2. 관련 서식



[서식.1] 인공지능 학습용 데이터 품질관리 계획 (※ 사업수행계획서 제출 시 별첨)

〈작성요령〉 본 문서는 세부데이터셋 단위로 작성하는 것을 원칙으로 함

- “구축영역”은 공모과제의 구축영역을 기재 (예: 자율주행), “구축분야”는 공모과제의 구축분야를 기재 (예: 동적 객체인지 AI 데이터), “세부데이터셋명”은 구축분야의 세부데이터셋명을 기재

인공지능 학습용 데이터 품질관리 계획

구축영역	
구축분야	
세부데이명	○○○데이터

○○○컨소시엄

〈작성요령〉 제시된 아래 목차는 준수해서 작성하며, 수행 및 참여기관의 판단에 따라
세부 목차 구성은 가능

목 차

1. 품질 요구사항 정의	141
2. 품질 목표	142
3. 품질관리 조직 구성	143
4. 품질관리 기준	145
5. 품질검사 절차	147
6. 품질관리 교육 계획	148
7. 품질관리 도구	149
8. 기타	150

1

품질 요구사항 정의

요구사항 ID	품질 요구사항	요구사항 구분		
		구축 공정	구축 데이터	AI학습 모델
RD-001	· (예) 원천데이터는 중복이 없어야 한다.		●	
RD-002	· (예) 원시데이터의 이미지 해상도는 FHD(1024×768) 이상이어야 한다.		●	
RP-001	· (예) 정제단계에서 데이터 중복을 확인해서 제외해야 한다.	●		
RP-002	· (예) 학습데이터는 민간 개방시 사용에 제약이 없도록 개인정보 사용에 따른 동의를 확보해야 한다.	●		
RP-003	· (예) 동물의 이상 행동 인지에 대한 판단을 위해 라벨링 시 이상행동 인지 전문가를 투입해야 한다.	●		
RM-001	· (예) 복수개의 인공지능 알고리즘을 적용해서 최적의 인공지능 학습 성능을 확보해야 한다.			●
:	:			

〈 작성요령 〉

- 요구사항ID의 작성 기준은 다음과 같음
 - 구축데이터 품질 요구사항인 경우, RD-일련번호(3자리, 001~999)로 작성
 - 구축공정 품질 요구사항인 경우, RP-일련번호(3자리, 001~999)로 작성
 - AI학습모델 품질(유효성) 요구사항인 경우, RM-일련번호(3자리, 001~999)로 작성
- 품질 요구사항 : ‘공모과제’의 데이터 구축 요구사항과 공모과제 신청기관이 작성한 ‘**인공지능 학습용 데이터 구축계획서**’의 내용을 참조하여 해당 데이터셋의 품질 확보를 위해 필요한 학습용 데이터의 품질요구사항을 도출하여 작성
- 요구사항구분 : ‘프로세스’, ‘데이터’, ‘인공지능모델’로 구분하여 해당란에 ‘●’ 표기

2

품질 목표

품질관리 영역	품질지표	품질목표	품질 목표 달성 기준	비고
구축공정 품질	준비성	95% 이상	준비성 체크리스트 목록의 95% 이상 '적정'	체크리스트
	완전성	95% 이상	완전성 체크리스트 목록의 95% 이상 '적정'	체크리스트
	유용성	95% 이상	유용성 체크리스트 목록의 95% 이상 '적정'	체크리스트
구축 데이터 품질	적합성	기준적합성 95% 이상	기준적합성 체크리스트 목록의 95% 이상 '적정'	체크리스트
		기술적합성 99% 이상	준수율(%)	전수검사
		통계적다양성 99% 이상	구축 목표 대비 실적	전수검사
	정확성	의미정확성 99% 이상	정확도, 정밀도, 재현율	전수검사
		구분정확성 99.9% 이상	오류율 (검사대상건수 대비 오류건수)	전수검사
AI 학습모델 품질	유효성	90.0% 이상	AUROC 성능지표	검증데이터 (전체 데이터의 00% 적용)
		90.0% 이상	IoC 성능지표	검증데이터 (전체 데이터의 00% 적용)
		90.0% 이상	mAP 성능지표	검증데이터 (전체 데이터의 00% 적용)

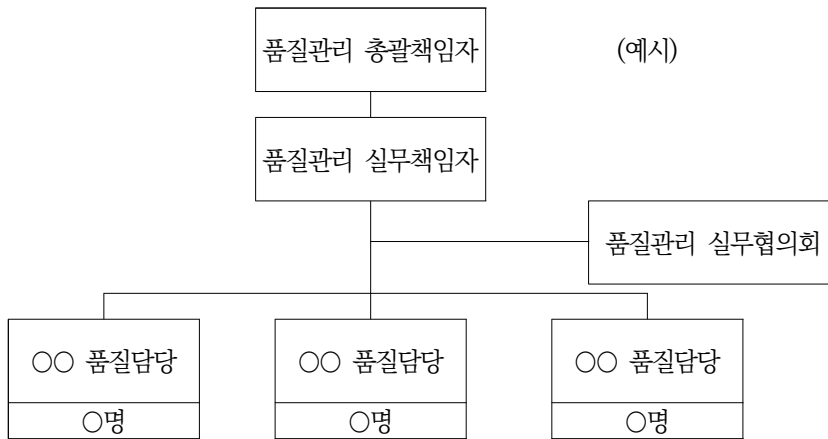
〈 작성요령 〉

- 품질 목표는 '구축공정 품질', '구축데이터 품질', 'AI학습모델 품질'의 3개 영역으로 구분하여 작성합니다.
 - 품질목표는 정량화된 수치로 제시하고, 품질목표 달성을 위한 기준을 작성합니다.
 - 품질지표 관련 내용은 '인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인'의 'III.품질관리기준'을 참조
 - 비교란에서는 수행기관이 품질목표를 달성하기 위한 조건, 검사방법, 검사규모 등을 간략히 작성합니다.
 - 프로세스 품질 검사는 '인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인'의 'III.품질관리기준'의 체크리스트를 참조해서 해당 데이터구축에 필요한 품질관리 요구사항을 체크리스트로 작성해서 점검합니다.
 - 데이터 품질검사는 구축하는 모든 데이터의 전수검사를 원칙으로 합니다. 단, 샘플링 검사 등을 수행할 경우에는 타당한 사유가 제시되어야 합니다.
 - 구축하는 전체 데이터 중에서 학습모델의 유효성 검사에 사용하는 데이터의 비율을 기재합니다.
- ※ 작성된 품질목표는 사업초기 품질관리 계획서 적정성을 검토하는 과정에서 협의를 거쳐 조정될 수 있으며, NIA가 품질검증 전문기관(TTA 등)에 요청하는 품질검증 계획 문서로 활용됩니다.

3

품질관리 조직 구성

가. 품질관리 조직도



조직 구분	역할과 책임
품질관리 총괄책임자	· ○○데이터의 품질관리 총괄
품질관리 실무책임자	· ○○데이터의 품질관리 실무 총괄
품질관리 실무협의회	· ○○데이터의 품질관리 주요 계획, 품질 현안 등의 협의
구축 프로세스 품질관리 담당	·
구축 데이터 품질관리 담당	·

〈 작성요령 〉

- 인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인을 참조하여 품질관리 조직을 도식화하여 제시
 - 품질관리 총괄책임자, 실무책임자, 실무협의회, 구축프로세스 품질관리 담당, 구축데이터 품질관리 담당 조직은 필수적으로 조직도에 반영하고 운영해야 함
- 조직 구성에 따른 각 조직의 역할과 책임을 기술

나. 품질관리 인력 구성

구분	성명	소속	역할	비고
총괄책임자				
실무책임자				- 겸임 불가
실무협의회				- 개인정보, 초상권 등 관련 법률전문가 포함 고려
구축프로세스 품질관리	홍길동1		구축프로세스 품질관리 총괄	
	홍길동2		획득정제단계 품질관리 담당	
	홍길동3		라벨링공정 품질관리 담당	
구축데이터 품질관리			구축프로세스 품질관리 총괄	
			원천, 원시데이터 품질관리 담당	
			라벨링데이터 품질관리 담당	

〈 작성요령 〉

- ※ 품질검사 전담 조직만 기재 (데이터 구축 시 자체 수행하는 검사조직 제외)
- 품질관리 총괄책임자는 구축사업 공모과제 책임자가 되며, 실무책임자는 구축사업 내 타 업무와 겸직을 할 수 없음
 - 개인정보보호, 저작권, 특허, 초상권 등 인공지능 학습용 데이터를 구축하고 활용하는 과정에서 발생하는 법률적 문제 해소를 위해 관련 법률전문가를 포함하여 협의회를 구성 고려해야함

4

품질관리 기준

품질관리 영역	품질지표	세부지표		적용여부	요구사항ID
프로세스 품질	준비성	계획수립	절차	적용	RP-001, RP-003
			조직	적용	RP-002
			도구	적용	
			위험관리	N/A	
			〈세부지표추가〉	적용	
		체계준수	보안		
			법제도		
			〈세부지표추가〉		
	완전성	획득			
		정제			
		라벨링			
		〈세부지표추가〉			
	유용성	사용편의			
		유연성			
		〈세부지표추가〉			
데이터 품질	적합성	기준 적합성	다양성		
			신뢰성		
			충분성		
			균일성		
			사실성		
			공평성		
			〈세부지표추가〉		
		기술 적합성	파일포맷 준수율		
			해상도 준수율		
			컬럼심도 준수율		
			〈세부지표추가〉		
		통계적 다양성	클래스분포		
			인스턴스분포		
			〈세부지표추가〉		
	정확성	의미 정확성	정확도		
			〈세부지표추가〉		
		구문 정확성	데이터구조 오류		
			입력값 오류		
			데이터 형식 오류		
			〈세부지표추가〉		
학습모델 품질	유효성	〈세부지표추가〉			
		〈세부지표추가〉			

〈 작성요령 〉

- 품질기준은 ‘프로세스 품질’, ‘데이터 품질’, ‘학습모델 품질’의 3개 영역으로 구분하여 작성합니다.
- 품질지표 및 세부지표 관련 내용은 ‘**인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인**’의 ‘Ⅲ. 품질 관리기준’을 참조하여 제시한 것이며, 해당 데이터의 유형이나 구축목적에 따라 세부 품질지표는 변경될 수 있음. 따라서, 품질지표 내용을 검토하여 세부 지표를 <추가>하거나, 해당하지 않는 지표는 ‘N/A’로 표기
- 품질 요구사항을 품질기준에 반영하기 위해 평가지표와 연관된 요구사항ID를 누락없이 기재
※ 품질관리 기준은 사업초기 품질관리 계획서 적정성을 검토하는 과정에서 협의를 거쳐 조정될 수 있으며, NIA가 품질검증 전문기관(TTA 등)에 요청하는 품질검증 계획 문서로 활용됩니다.

5

품질검사 절차

가. 프로세스 품질검사

단계명	세부 업무 내용	일정		담당자	주요 산출물
		시작일	종료일		
1. 품질검사준비		'21.05.01	'21.05.20	홍길동 홍길순	- 품질검사계획서
2. 품질검사실시					- 품질검사결과서
3. 품질개선조치					- 품질개선결과서

나. 데이터 품질검사

단계	세부 업무 내용	일정		담당자	주요 산출물
		시작일	종료일		

다. 학습모델 품질검사

단계	세부 업무 내용	일정		담당자	주요 산출물
		시작일	종료일		

〈 작성요령 〉

- 품질검사 절차는 프로세스, 데이터, 학습모델로 구분해서 품질검사 절차, 세부업무내용, 추진일정, 담당자, 주요 산출물을 기재
- 단계명 : 해당 구축데이터의 품질검사 단계를 기술
※ 단계명 예시 : 품질검사준비, 품질검사실시, 품질개선조치 등
- 세부업무내용 : 각 단계에서 수행하는 업무를 구체적으로 작성
※ 세부업무(예시) : 검사일정 협의, 품질검사계획서 작성, 품질검사기준 확정, 품질검사범위, 품질검사담당자 배정, 품질검사방법, 품질검사도구 준비/설치/테스트, 검사결과확인, 품질오류원인분석, 개선방안협의, 검사결과통보, 개선조치이행, 개선조치결과 확인, 결과문서작성 등
- 산출물 : 품질검사에 따른 주요 산출물을 명시
※ 공통 필수산출물 : 품질검사계획서, 품질검사결과서, 품질개선결과서 (관련서식은 추후 제공)

6

품질관리 교육 계획

회차	교육과정	교육내용	교육일정	교육대상	비고
1회차	품질관리 기본 교육	<ul style="list-style-type: none"> - 인공지능 학습용 데이터 품질 관리 가이드 - 인공지능 학습용 데이터 구축 계획 작성 방법 - 품질관리 도구 사용방법 등 	사업착수 후 14일 이내	구축사업에 참여하는 수행기관 및 참여기관 전원	

〈 작성요령 〉

- ※ 해당 인공지능 학습용 데이터 셋의 구축사업에 참여하는 전체 인원 및 품질관리 담당자 등을 대상으로 실시하는 품질관리 교육 계획을 수립
- 구축사업에 참여하는 수행기관, 참여기관 인원 전체를 대상으로 품질관리 기본교육 실시 (필수)
 - 각 데이터셋의 구축 및 품질확보를 위해 필요한 교육계획을 수립하여 실시 (ex: 라벨링 실무교육 등)

7

품질관리 도구

품질검사영역	구문 정확성 검사	의미정확성검사	학습모델 유효성 검사
도구명	도구명 기재	N/A	도구명 기재
설명			
도구유형	상용SW		오픈소스 기반 자체개발
주요기능	<ul style="list-style-type: none"> - 검사대상 데이터 등록관리 - 검사기준관리 - 품질검사관리 - 품질검사이력관리 - 보고서 		
사용환경	<ul style="list-style-type: none"> - OS: - H/W: - S/W: 		

※ 품질검사 도구 관련 특징점 및 주요 화면의 예시 등을 기재

〈 작성요령 〉

- 구문정확성, 의미정확성, 학습모델 유효성 품질검사를 위한 도구를 제시
 - 도구명 : 품질검사에 활용되는 도구(솔루션, Tool)의 명칭을 기재
 - ※ 도구를 사용하지 않는 경우(품질검사자에 의한 육안 검사인 경우) : 'N/A'로 기재
 - 설명 : 품질검사도구에 대한 간단한 설명
 - 도구유형 : 상용SW, 오픈소스, 자체개발 등 검사도구 유형을 기재
 - 주요기능 : 상용SW인 경우는 주요기능을 기재하고, 자체개발인 경우는 개발하려는 기능목록을 기재
 - 사용환경 : 도구 사용을 위한 OS, HW, SW, NW 등 시스템 구축 환경을 제시
 - * 품질검사도구의 특징점, 주요화면 등을 제시하며, 품질검사도구 매뉴얼은 사업 초기에 별도로 제출해야 함(필수사항)

8

기타

〈 작성요령 〉

※ 인공지능 학습용 데이터 품질 확보를 위해 별도로 제시하는 품질관리 활동을 기술하여 작성할 수 있음

부록 3. AI Hub 데이터 서비스 제공을 위한 공통 요청사항



〈 일 러 두 기 〉

- 본 장은 NIA 인공지능데이터전략팀이 작성한 ‘**인공지능 허브(AI Hub) 데이터 관련 서비스 제공을 위한 공통 요청사항**’을 발췌한 것으로 수행 및 참여기관의 AI Hub를 이용한 데이터 산출물 관리 시 참고할 수 있도록 수록 함

□ 목적

- '21년 인공지능 허브 플랫폼 환경* 개발 및 고도화 추진에 따라, 현재 구축 중인 인공지능 학습용 데이터를 대상으로 데이터 형식 등 공통 요소를 적용하여 **통일된 데이터 활용 서비스 환경** 제공

* 경진대회, 연구개발, 교육 플랫폼, 데이터 저장소로서의 서비스 플랫폼

□ 요청사항

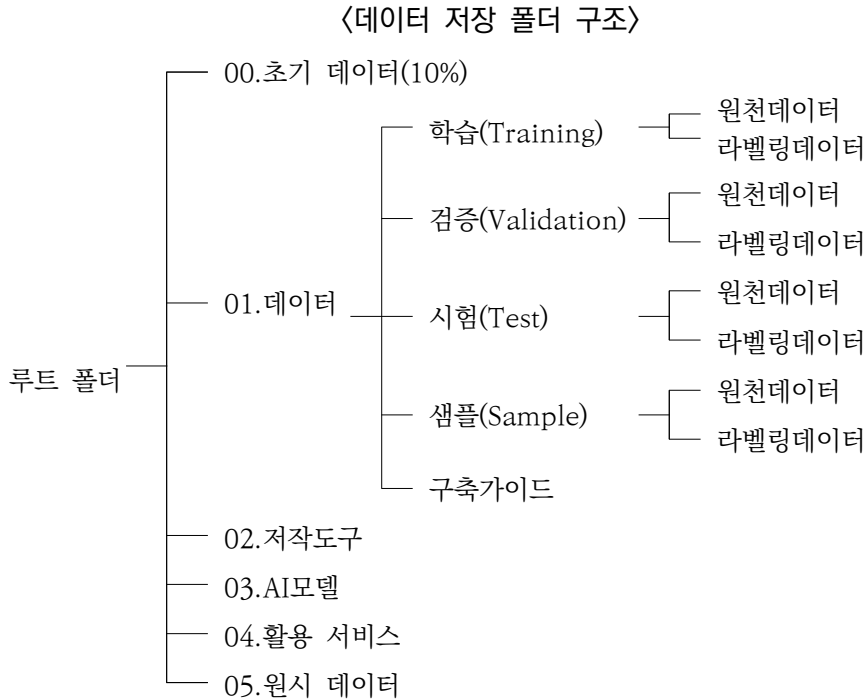
1. 원천데이터 유형에 따른 아래의 파일 유형 및 구조 적용

구 분	원천데이터 파일 포맷	라벨링 데이터 파일 포맷	라벨링 데이터 구조
영상	mp4	json, xml	COCO, PASCAL VOC
이미지	png, jpg	json, xml	COCO, PASCAL VOC
텍스트	csv, json		-
음성	wav	json, xml	-

※ 구축 사업에 따라 고유의 파일 포맷 또는 라벨링데이터 구조가 있는 경우, 상기 유형 및 구조를 병행하여 제출

※ 제시한 포맷으로 규정할 수 없는 특수한 경우에 한 해 NIA 사업담당자와 상의 후 호환 규격 검토

2. 인공지능 학습용 데이터 폴더 구조 준수



※ 「00. 초기 데이터」폴더에 하위 폴더 생성이 필요한 경우 생성 가능 여부를 NIA 사업담당자와 상의 후 결정

3. 최종 산출물 데이터는 학습(training), 검증(validation), 시험(test) 데이터로 분할*하여 업로드

※ 초기 데이터(10% 분량)는 데이터를 분할하여 제공하지 않아도 무방하나, 일반인 대상으로 비공개할 시험 데이터는 포함할 수 없음

* 인공지능 학습용 데이터셋 분할 비율은 학습(Training), 검증(Vaildation), 시험(Test) 데이터에 대해 8:1:1의 비율로 구성 권장

4. 기계학습을 활용하여 데이터 검수를 위해 샘플데이터 제공

- 샘플데이터 량 : 전체 구축 데이터의 1% 또는 1GB 미만
- 샘플데이터는 학습, 검증 데이터만 포함하여 구성하되, 인공지능 학습용 데이터셋의 객체 비율을 동일하게 제공

※ 1% 데이터량을 구축하더라도 1GB를 초과할 경우 1GB까지만 제공

5. 사업 결과물 업로드를 위한 수요조사 양식(붙임 1) 작성 요청
6. 인공지능 허브 클라우드 FTP 접근 관련 보안서약서(붙임 2) 작성 요청
※ 과제별 폴더 전체에 접근 가능한 관계자 모두의 개인 보안서약서 작성 필요
7. 데이터 구축 사업 결과물 공개 이전, NIA 사업담당자가 저작도구, 활용 서비스 등을 시범 운영하여 정상 동작 여부 검토

□ 기대효과

- 인공지능 학습용 데이터의 파일 포맷 통일로 인해 라벨링 데이터의 일관성 확보 및 품질 검수 도구 적용성 제고
- 데이터 및 저작도구를 인공지능 허브 공개 이전에 직접 검수하여 인공지능 허브 서비스의 품질 및 활용도 제고

붙임 1 클라우드 자원 수요 조사양식

클라우드 최소사양

신청기관 (해당 시)	회사명					
	데이터명					
활용자원 요구사항	제공자원	CPU			GPU	
		메모리			HDD/SSD	TB
		OS	<input checked="" type="checkbox"/> Linux, <input type="checkbox"/> 윈도우		RDBMS	
	개발 프레임워크	<input type="checkbox"/> TensorFlow, <input type="checkbox"/> PyTorch, <input type="checkbox"/> Keras <input type="checkbox"/> Caffe2, <input type="checkbox"/> Theano 기타()				
	개발언어	<input type="checkbox"/> Python, <input type="checkbox"/> C, <input type="checkbox"/> C++, <input type="checkbox"/> Java, <input type="checkbox"/> Node.js, 기타()				
	기타 설치 SW					
등록 예정일		0000.00.00				
서비스	서비스 설명				사용포트	
활용 서비스						
저작도구						

※ 윈도우 OS는 지양하고 리눅스 OS를 지향

※ 구축 데이터별 한 개의 VM만 할당 가능함. 포트번호를 달리하여 서비스 제공 필요(웹기반 저작도구: 10005포트, 서비스: 10003 포트)

AI 데이터 용량

데이터 용량	최종 산출물 업로드 시	
	원시 데이터	예시) 40 TB (이미지 고해상도)
	학습용 데이터	예시) 15 TB (이미지 고해상도)
	샘플데이터	예시) 53 GB

※ 원시 데이터는 데이터 수집과정에서 취득된 데이터

공인 IP 주소

공인 IP 주소	
----------	--

※ 클라우드 자원에 직접 접근하기 위해 방화벽 차단 예외 리스트 등록을 위해 필요

※ 공인 IP 주소는 접속지에서 「findip.kr」에 접속하여 확인할 수 있음

붙임 2

보안서약서 양식

보안서약서

본인은 2021년 월 일부로 인공지능 허브(AI Hub) (정보시스템 포함)와 관련한 업무(인공지능 학습용 데이터 업로드 및 사전 검토 등)를 수행함에 있어 다음 사항을 준수할 것을 엄숙히 서약합니다.

1. 나는 한국지능정보사회진흥원 인공지능 학습용 데이터 구축 사업과 관련된 소관업무가 보안 사항을 인정하고 제반 보안관계규정 및 지침을 성실히 준수한다.
2. 나는 이 기밀을 누설함이 국가이익을 침해할 수도 있음을 인식하고 재직 중은 물론 퇴직 후에도 알게 된 모든 기밀사항을 일체 타인에게 누설하지 아니한다.
3. 나는 기밀을 누설한 때에는 아래의 관계법규에 따라 엄중한 처벌을 받을 것을 서약한다.

가. 전자정부법 제35조(금지행위) 및 제76조(벌칙)

2021 년 월 일

서약자	소속	직급	생년월일	
		직위	성명	(서명)
서약	소속	직급		
집행자		직위	성명	(서명)

한국지능정보사회진흥원장 귀하

부록 4. 품질검증 관련 문서



4.1 AI 학습용 데이터 품질검증 추진방안

『AI 학습용 데이터 구축사업』 데이터 품질검증 추진방안

202○. ○. ○

한국지능정보사회진흥원(NIA)
한국정보통신기술협회(TTA)

I · 총론

II · 품질관리체계

III · 품질관리 기준

IV · 품질검사 방법

V · 부록

목 차

1. 추진 개요	159
2. 데이터 품질검증 개요	161
3. 데이터 품질검증 방안	163
4. 수행 절차(정확성/유효성)	170
5. 준비 사항(정확성/유효성)	171
6. 세부 일정(정확성/유효성)	172
[붙임1] 데이터 품질검증 항목, 측정지표·목표 설정 예시	173

1

추진 개요

□ 추진 목적

- AI 학습용 데이터 구축사업(주관:NIA) 공모사업자(컨소시엄)의 데이터 품질개선 활동 지원
 - 품질교육, 품질자문, 데이터 품질검증, 품질개선의 선순환 지원체계 마련

□ 추진 체계

- 한국지능정보사회진흥원 : 데이터 구축사업 품질관리 총괄
- 공모사업자(컨소시엄) : 데이터 구축 수행 및 자체 품질관리
- AI 데이터 분야별 품질 전문위원회 : 주요 품질사항 검토 및 자문
- 한국정보통신기술협회 : 학습용 데이터 품질검증 체계 마련 및 검증

□ 추진 내용

- (품질자문) 데이터 획득, 정제, 라벨링, 검수, 활용 등 AI 학습용 데이터 구축 전주기 방안에 대한 전문가 자문 제공
- (품질교육) AI 학습용 데이터 구축 시 고려해야 하는 품질요소 및 검증방법 등에 관한 사전 교육 실시
- (데이터 확인) 원시 데이터의 적합성 확인
- (데이터 품질검증) 학습용 데이터의 정확성 및 유효성 검증

□ 추진 일정

- ('○○.○월) 품질교육, 데이터 구축 개시
- ('○○.○○월~○○월) 데이터 구축, 데이터 품질검증, 품질개선
- ('○○.○월) 데이터 품질검증 결과보고

□ 데이터 품질검증 대상

- 원시 데이터와 학습용 데이터가 품질검증 대상
 - 원시 데이터 확인: 적합성 점검
 - 학습용 데이터 검증: 라벨링 정확성 및 학습 유효성 검증

□ 데이터 품질검증 주체 및 방법

- 원시 데이터 : NIA
 - 획득한 데이터가 사전에 정한 기준에 적합한지 여부 점검
- 학습용 데이터 : TTA
 - 라벨링 구문·의미 정확성 검증 및 데이터의 학습 유효성 검증

〈 AI 학습용 데이터 품질검증 내용 및 수행주체 〉

대상	지표	내용	방법	수행주체
원시 데이터*	학습용도 적합성	획득 데이터가 문제를 해결하는데 적합하게 구성되어 있는지 점검	데이터 확인	NIA
학습 데이터	라벨링 정확성	학습용 정답 레이블이 정확하고 일관성 있게 작업되었는지 검사	수작업/자동화 검사	TTA
	학습 유효성	학습 데이터로 AI 알고리즘을 훈련시켰을 때 목표로 했던 수준의 성능을 달성하는지 확인	알고리즘 성능 검증	

* 원시데이터 적합성 점검항목 중 클래스/인스턴스 분포의 경우 TTA에서 분석 지원

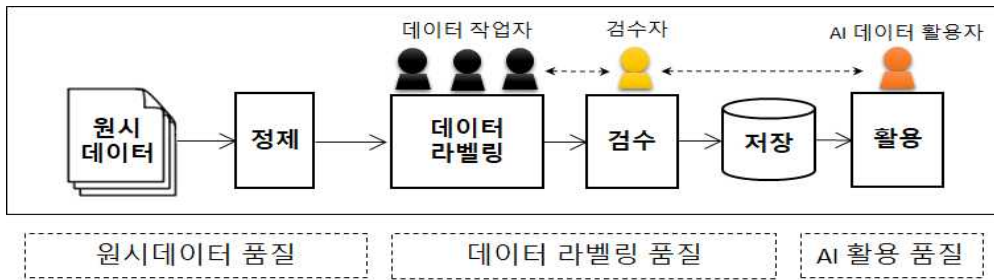
AI 학습용 데이터 구축사업 관련 문의처

- 한국지능정보사회진흥원 : 각 공모과제 담당자
- 한국정보통신기술협회 : 0000(0000@tta.or.kr)

2

데이터 품질검증 개요

□ 범위



〈 AI 학습용 데이터 구축 절차 및 품질 〉

○ 원시데이터 확인

- 획득 데이터가 AI를 활용하여 문제를 해결하는데 요구되는 기준에 적합하게 구성되어 있는지 확인 → **학습용도 적합성**
- * (기준적합성) 다양성, 신뢰성, 충분성, 균일성 등 (기술적합성) 해상도, 선명도, 컬러, 음질 등
- ⇒ 품질확보를 위해 임무정의, 획득방법, 정제방법 체계화 필요

○ 데이터 라벨링 품질검증

- 학습용 정답 레이블이 빠짐없이 정확하게 일관성 있게 작업되었는지 검사 → **라벨링 정확성**
- * (의미 정확성) 정확도, 정밀도, 재현율 등 (구문 정확성) 정확도, 완전성 등
- ⇒ 품질확보를 위해 **분류체계, 라벨링방법, 검수방법** 체계화 필요

○ AI 활용 품질검증

- 학습용 데이터가 AI 알고리즘으로 훈련시켰을 때 목표로 했던 수준의 성능 달성이 가능한지 검증 → **학습 유효성**
- * 분류, 탐지, 인식, 질의응답, 기계번역, 문서요약 등 알고리즘 별 성능지표·목표 설정
- ⇒ 품질확보를 위해 **AI 알고리즘 선정 기준** 체계화 필요

□ 품질지표

- AI 학습용 데이터 품질확보를 위해 **적합성, 정확성, 유효성** 3개를 핵심 지표로 정의하고 향후 국제표준 등을 반영하여 지속 개선

〈 AI 학습용 데이터 품질검증 지표(안) 〉

구분	지표	항목	세부지표(예시)
원시 데이터	적합성	기준적합성	대표성, 포괄성, 다양성, 사실성
		기술적합성	해상도, 음질, 색심도, 선명도
데이터 라벨링	정확성	의미 정확성	정확도, 정밀도, 재현율
		구문 정확성	정확도, 완전성, 일관성
AI 활용	유효성	분류성능	AUROC, 정밀도, 재현율
		탐지성능	IoU, mAP
		인식성능	IoU, mAP
		질의응답	F1점수
		기계번역	BLEU
		문서요약	BLEU, ROUGE-L, METEOR
		음성인식	WER, CER
		음성합성	MOS

- 지표별 품질검증 주기와 방법 상이

- **(적합성)** 전체의 10% 데이터 구축 시점부터 데이터 산출물의 적합성 점검을 주기적으로 실시
- **(정확성)** 전체의 10% 데이터 구축 시점부터 데이터를 샘플링 하여 수작업 검사(의미정확성)를 지속적으로 실시하고 데이터 레이블 구조에 대한 검사(구문정확성)는 데이터 구축 완료 전 1회~2회 실시
- **(유효성)** 전체 데이터를 사용하여 훈련/검증/테스트셋으로 분할하고 알고리즘 훈련 완료 후 테스트셋으로 성능 측정

☞ '〇〇.〇〇월부터 원시데이터 적합성 확인, 데이터 라벨링 정확성 검증 등을 실시하고 '〇〇.〇〇월에 유효성 검증 실시 예정

3

데이터 품질검증 방안

- ◇ (원시 데이터) 기준적합성 및 기술적합성 확인
- ◇ (데이터 라벨링) 의미 정확성 및 구문 정확성 검증
- ◇ (AI 활용) 알고리즘으로 학습용 데이터의 유효성 검증

(1) 원시 데이터

□ 학습용도 적합성: 기준적합성 + 기술적합성

① 기준적합성

- (개념) 원시 데이터가 AI를 활용하여 문제를 해결하는데 요구되는 기준에 적합한지 여부
- (지표) 다양성, 신뢰성, 충분성, 사실성
 - * 다양성: 공간, 시간 등 환경조건 및 대상 객체 종류와 속성의 변화 정도
 - * 신뢰성: 데이터가 신뢰할 수 있는 사람, 기관, 기업으로부터 획득되었는지 여부
 - * 충분성: 카테고리 및 인스턴스 등이 학습에 유용한 수량이지 여부
 - * 사실성: 인위적인 환경 하에 데이터 획득 시 실제 환경 및 상황의 특성 반영 정도
- (방법) 데이터 획득·정제 기준을 준수하는지 데이터 확인
- (사전 요구사항) 임무정의서 및 데이터 획득·정제지침
- 일정
 - ('○○.○○월) 데이터 획득·정제 기준에 대한 전문가 검토·승인
 - ('○○.○○월~○○월) 주기적인 샘플 데이터 확인
 - ('○○.○○월) 최종 데이터 산출물 확인

② 기술적합성

- (개념) 데이터가 해당 분야 표준 포맷을 준수하는지 여부

- **(지표)** 파일포맷, 해상도, 선명도, 컬러, 크기, 길이, 음질 등
 - * 파일포맷 : 이미지(JPG, PNG), 영상(MP4), 오디오(WAV, PCM), 텍스트(유니코드), 정량수치(CSV) 등
- **(방법)** 원시 데이터의 표준기술 적합여부 점검
- **(사전 요구사항)** 원시 데이터 파일 포맷 규격서
- **일정**
 - ('○○.○○월) 원시 데이터 파일 포맷 규격 전문가 검토·승인
 - ('○○.○○월~○○월) 샘플 데이터의 표준기술 적합여부 점검
 - ('○○.○○월) 최종 데이터 산출물의 표준기술 적합여부 점검

□ 통계적 다양성

- **(개념)** 이미지, 영상, 텍스트, 음성 등 데이터 속 분석 가능 항목의 통계적 분포
- **(지표)** 클래스 분포도, 인스턴스 분포도, 문장길이, 어휘개수 등
 - * 클래스 분포도: 분류/탐지하고자 하는 대상을 카테고리화 한 것을 클래스라고 하며 총 클래스 개수, 이미지 당 클래스 개수로 다양성 확인
 - * 인스턴스 분포도: 클래스에 해당하는 개별 개체를 인스턴스라고 하며 클래스 당 인스턴스 개수로 클래스 내 다양성 확인
- **(방법)** 분석 도구를 활용하여 어노테이션 데이터에 포함된 클래스, 인스턴스, 바운딩박스 등 주요 정보를 추출하여 통계값 산출
 - * 카테고리 및 인스턴스 기준 등은 공모사업자가 NIA와 협약체결 시 목표 수치 설정
 - ※ 학습용 데이터 레이블 분석을 통해 원시 데이터의 다양성을 간접적으로 확인하는 방법으로 원시 데이터 자체에 대한 통계적 분석방법은 추후 적용 고려
- **(사전 요구사항)** 어노테이션 데이터 포맷파일(구조, 속성자, 값범위), 어노테이션 데이터(상시 데이터 다운로드 환경 제공)
- **일정**
 - ('○○.○○월) 데이터별 카테고리 분류체계 및 목표 통계치 확인
 - ('○○.○○월) 분석 절차 점검을 위한 카테고리 별 샘플 인스턴스 확인

- ('00.00월) 어노테이션 데이터 다양성 분석(중간) 및 결과전달
- ('00.00월~'00.00월) 어노테이션 데이터 다양성 분석(최종) 및 결과전달

(2) 데이터 라벨링

□ 라벨링 정확성: 의미 정확성 + 구문 정확성

① 의미 정확성

○ (개념) 데이터 의미 정확성은 생성된 어노테이션과 참값 어노테이션 간 기하학적 중첩율 및 정답 어노테이션 비율

○ (지표) 정확도, 정밀도, 재현율을 의미 정확성 지표로 사용

- 바운딩박스는 참값 바운딩박스와의 중첩율을 측정하고 일정 중첩율 이상인 정답 바운딩박스에 대한 정밀도와 재현율 측정
- 세그멘테이션은 참값과의 픽셀 중첩율, 음성인식은 정답 글자수 비율, 카테고리 라벨링은 정답 라벨링의 정밀도와 재현율 측정

* 예: 사진 속 차량을 바운딩박스 처리하는 경우 ①차량이 아닌데 차량으로 오분류 ②바운딩박스 위치 오류 ③바운딩박스 미생성의 3가지 오류 발생

$$\rightarrow \text{정확도}_{\text{바운딩박스 중첩}} = \frac{\sum_{i=0}^l \frac{\text{바운딩박스}_{\text{생성픽셀영역}} \cap \text{바운딩박스}_{\text{참값픽셀영역}}}{\text{바운딩박스}_{\text{생성픽셀영역}} \cup \text{바운딩박스}_{\text{참값픽셀영역}}}}{l}$$

$$\rightarrow \text{정밀도}_{\text{바운딩박스}} = \frac{\text{바운딩박스 개수} - \text{분류오류 개수} - \text{위치오류 개수}}{\text{바운딩박스}_{\text{생성}} \text{ 개수}}$$

$$\rightarrow \text{재현율}_{\text{바운딩박스}} = \frac{\text{바운딩박스 개수} - \text{분류오류 개수} - \text{위치오류 개수}}{\text{바운딩박스}_{\text{생성}} \text{ 개수} + \text{바운딩박스}_{\text{미생성}} \text{ 개수}}$$

〈 의미 정확성 지표 예시 〉

구분	데이터 종류	어노테이션	측정지표
의미 정확성	자연어	내용요약	정확도
		번역	정확도
		질의응답	정확도
		말뭉치 태깅	정밀도, 재현율
	이미지/동영상	라벨링	정밀도, 재현율, 정확도
		바운딩박스	
		키포인트	
		세그멘테이션	
	음성	전사	정확도

* 정밀도 : 생성된 어노테이션 중 정답 어노테이션 비율

* 재현율 : 모든 가능한 어노테이션 중 정답 어노테이션 비율

* 정확도 : 어노테이션과 참값 간의 중첩율(예: IoU, ROUGE, BLEU, F1, EM 등)

○ **(방법)** 평가자가 육안으로 판정하거나 평가자가 참값 어노테이션 (Ground Truth)을 별도 구축하여 기하학적 중첩율 측정

* 의미정확성 검증을 위한 측정지표 및 목표치는 TTA와 사전 협의토록 함

- 의미 정확성 검증은 표본검사로 진행하되 원칙적으로 신뢰구간 95%~99%, 오차범위 $\pm 0.5 \sim \pm 5\%$ 범위에서 샘플링

* 신뢰구간 $95\% \pm 5\%$, 예상 정확도 $p=0.9$ 인 경우 최소 표본 수는 139개이며 만약 100종의 카테고리 분류 라벨링이 되어 있다면 카테고리별로 최소 139회의 검사가 필요하므로 $139 \times 100 =$ 총 13,900회의 표본 검사 시행필요

○ **(사전 요구사항)** 어노테이션 지침(어노테이션 상세 가이드라인, 다양한 예시 등 포함), 데이터(상시 누적 데이터 다운로드 환경 제공), 어노테이션 도구(SW)(데이터 검색, 시각화, 검사 기능 등 제공)

〈 전문분야 의미 정확성 품질검증 방안 〉

- ◆ 헬스케어 분야 의미 정확성 검증 시 해당분야의 특수성을 고려하여 아래와 같이 실시
 - ① 공모수행기업은 구축한 데이터에서 표본 추출 후 2인 이상 전문가 교차검증을 실시하고 검증수량, 데이터별 전문가 의견, 의견에 대한 처리결과 및 정확성 측정결과 등을 수록한 자체 검증보고서를 TTA에 제출
 - ② TTA는 분야별 전문위원회를 통해 표본 데이터 검토 및 검증결과의 타당성 검토 후 이상 유무에 따라 보완조치 혹은 결과 수용

- ◆ 자연어(번역, 논문요약), 농축수산업(생육, 작물질병), 국토환경(산림수종, 산업폐기물) 등 전공자의 의견이 필요한 경우 아래와 같이 실시
 - ① 공모수행기관에서 구축한 데이터에서 적정수의 표본 추출
 - ② 해당분야 3명 내외 전문 평가단을 구성하고 5단계 리커트척도(매우 정확, 정확, 보통, 부정확, 매우 부정확) 또는 가부 판정으로 의견수렴
- ※ 어노테이션 분야별 검사인력 투입방안

구분	검사인력(예시)	관련 분야
일반분야	데이터 작업 숙련자	이미지 복합 라벨링, 영상이해, 자연어 등
직업숙련분야	해당분야 전공자 또는 다년의 경력 보유자	패션, 피트니스, 번역, 영양관리 등
전문심화분야	법률, 의학 등 전문자격 보유자	법률 질의응답, 의료영상진단 등

○ 일정

- ('00.00월) 데이터별 의미 정확성 측정지표, 목표치 확인 및 조정
- ('00.00월) 어노테이션 가이드 및 샘플 데이터 확인
- ('00.00월) 의미 정확성 중간검증, 오류전달 및 개선 요구
- ('00.00월~'00.00월) 의미 정확성 최종검증 및 결과 전달

② 구문 정확성

- (개념) 어노테이션 데이터 포맷 형식과 값이 정확하게 입력되어 있고 누락된 정보는 없는지 여부

- **(지표)** 어노테이션 데이터를 구성하는 속성값들과 원래 정의한 데이터 형식 및 입력값 범위와의 일치성
 - * 예시1 : 클래스명과 인스턴스명이 잘못 기입된 경우 어노테이션 오류로 처리
 - * 예시2 : 어노테이션 속성자 중 값이 없는 경우 어노테이션 오류로 처리
- **(방법)** 어노테이션 데이터는 보통 XML, JSON, CSV 등 반정형 형태로 되어 있기 때문에 분석도구를 활용하여 전수검사 실시
 - * 구문 정확성 검증을 위한 측정지표 및 목표치는 TTA와 사전협의토록 함
- **(사전 요구사항)** 원본 파일과 어노테이션 파일과의 매칭여부 검사 및 어노테이션 파일의 구문 정확성 검사를 위한 파일 준비
 - * 구문 정확성 검사용 어노테이션(JSON/XML), 구문규칙(JSON), 원본파일목록(CSV/JSON) 등
- **일정**
 - ('〇〇.〇〇월) 데이터별 구문 정확성 측정지표, 목표치 확인 및 조정
 - ('〇〇.〇〇월) 어노테이션 데이터 포맷 및 샘플 데이터 확인
 - ('〇〇.〇〇월) 구문 정확성 중간검증, 오류전달 및 개선 요구
 - ('〇〇.〇〇월~'〇〇.〇〇월) 구문 정확성 최종검증 및 결과 전달

(3) AI 활용

□ 학습 유효성

- **(개념)** 학습용 데이터를 AI 알고리즘으로 훈련시켰을 때 목표로 했던 수준의 성능 달성이 가능한지 여부
- **(지표)** 학습용 데이터로 훈련시키는데 적합한 AI 알고리즘의 성능지표를 유효성 측정지표로 사용
 - * 평균 IoU, AUC, 평균 정밀도, 평균 재현율, F1 점수, 픽셀 정확도, 평균 정확도, 일치도, 문장 유사도 등
 - * 분류·탐지·인식성능은 정밀도, 재현율, F1점수 및 기타 변형 지표로 측정

〈 유효성 성능 지표 예시 〉

분야	AI 알고리즘 예시	성능지표
문서 요약 텍스트	Pointer-generator + coverage	ROUGE-L, METEOR
대용량 동영상 콘텐츠	MoE	mAP
딥페이크 변조영상	Xception-c40	AUC
시각정보기반 질의응답	deeper LSTM Q + norm I	Accuracy

○ **(방법)** 유효성 검증은 잘 알려진 최신 AI 모델 또는 공모사업자가 개발한 모델을 활용하여 AI 학습용 데이터 훈련 후 성능검증

- * 유효성 검증을 위한 AI 알고리즘, 성능지표 및 목표치는 TTA와 사전협의토록 함
- 논문 등을 통해 공개 데이터셋에 대한 벤치마크 성능이 공개되어 있는 ‘잘 알려진 AI 모델’ 사용 시 모델 변경을 최소화
- 자체 개발 모델의 경우 구축하고자 하는 데이터셋과 비교가능한 타 공개 데이터셋과 비교검증 수행
- 공모기업이 유효성 검증에 적용할 AI 모델 및 성능지표·기준을 제시하고 TTA는 타당성 검토 후 검증환경 및 기준 최종 확정

○ **(사전 요구사항)** 벤치마크 데이터셋(훈련/검증/평가용으로 분할한 데이터셋), AI 모델(벤치마크(훈련/검증) 데이터셋으로 학습시킨 AI 알고리즘으로 도커 이미지 등의 실행 가능한 형태), 원격 접속 환경

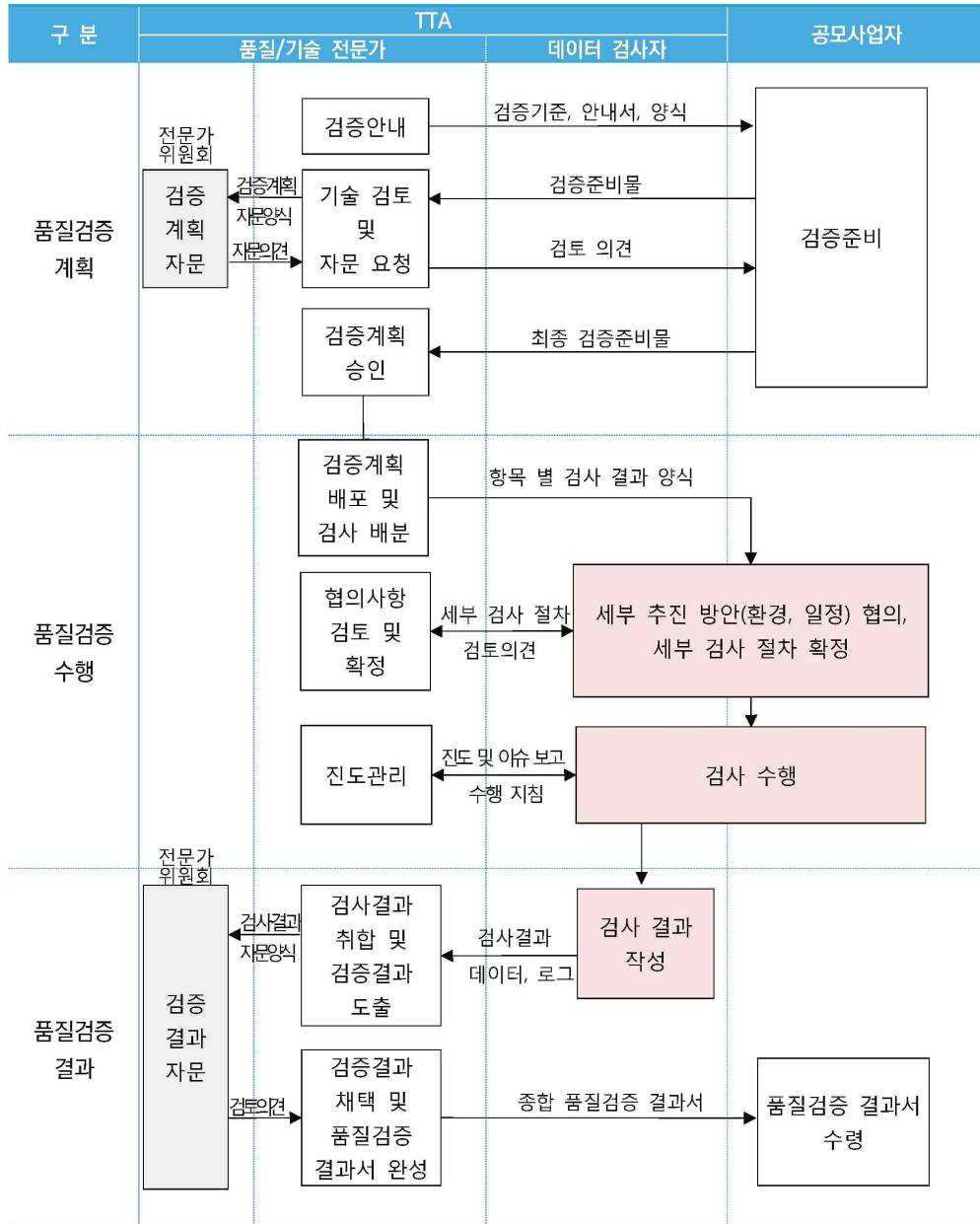
○ **일정**

- (‘〇〇.〇〇월~〇〇월) AI 알고리즘, 성능지표, 목표치 확인 및 조정
- (‘〇〇.〇〇월~〇〇월) AI 알고리즘 / 데이터 훈련 환경 구축
- (‘〇〇.〇〇월) AI 모델 성능 측정을 통한 유효성 검증

* AI 모델 및 테스트 데이터는 공모사업자가 TTA에 제공

4

수행 절차(정확성/유효성)



* 적색 음영 처리 및 문구 내용의 경우, 검증 분야(의미 정확성, 구문 정확성, 유효성)별 특성에 맞게 검사 업무를 세분화하여 진행

5

준비 사항(정확성/유효성)

□ 품질검증 수행별 준비

수행기관 검증 준비물(제출물)		TTA 수행 계획	
(협약 체결)			
■ 사업수행계획서, 발표자료		■ 데이터 검증 안내자료 배포	
■ 검증항목, 지표, 목표치 및 설정 근거		■ 질의응답	
■ 검수 완료 데이터 관리 저장소 접근 계정		■ 검증 준비물 검토 및 전문가 자문	
■ 어노테이션 매뉴얼*		■ 구축 데이터 1차 검사	
데이터 구축	■ 검증 준비물 수정 요구 반영	■ 구축 데이터 2차 검사	
	■ 유효성 검증 준비물 (평가용 데이터, AI 모델(Docker 이미지), 결과자료, 로그자료, 원격 접속 환경)	■ 구축 데이터 3차 검사	
	■ 데이터 명세 정보 (수량은 구축 완료 시 Update)		
	■ 최종 데이터 구축 완료		
		■ 유효성 검증 준비물 검토 및 성능검증	

* 'AI 학습용 데이터 구축·활용 가이드라인'의 내용으로 대체 가능

□ 품질검증 항목별 준비

검증항목	다양성 분석	정확성	유효성
검증 준비물	■ 검증 수행 계획서 ■ 데이터 명세 정보		
	■ 분석 항목 선정	■ 어노테이션 매뉴얼 (지침, 라벨값의 형식, 범위, 필수구분 포함) ■ 검수 완료 데이터 관리 저장소 접근 계정 ■ 데이터 파일 리스트(구문 정확성)	■ 검증 지표, 목표치 및 설정 근거 ■ 평가 데이터, AI 모델(Docker 이미지), 결과 및 로그

* '검증 수행 계획서'는 붙임2 참조하여 작성

* 검증 지표, 목표치는 붙임의 양식을 작성 하며 AI 모델의 임무, 데이터 유형, 평가 데이터의 참값 유무에 따라 다르며 그 설정근거를 반드시 제시

□ 품질검증 항목별 세부 검사절차 협의 내용

검증 항목		세부 검사 절차 협의
다양성 분석		■ 클래스별 인스턴스 외 분석 항목
정확성	의미적 정확성	■ 어노테이션 검수의 전문가 활용 여부 ■ 데이터 오류의 세부정의
	구문적 정확성	■ 검증 일정
유효성		■ 검증 일정 ■ AI 모델/ 학습환경 ■ 평가용 데이터

6

세부 일정(정확성/유효성)

□ 사전준비

구분		내용	일정
사전준비	측정지표·목표	<ul style="list-style-type: none"> ■ (공모사업자) 측정지표·목표 및 선정근거 제출 ■ (TTA) 품질검증 계획 타당성 검토 	
	어노테이션 매뉴얼	<ul style="list-style-type: none"> ■ (공모사업자) 어노테이션 지침 제출 ■ (TTA) 데이터 어노테이션 방법 적절성 및 구체성 검토 	
	어노테이션 데이터 구조 정의서	<ul style="list-style-type: none"> ■ (공모사업자) 어노테이션 데이터 형식, 속성자, 값범위 정의서 제출 ■ (TTA) 데이터 구조 정의서 내용 확인 	
	데이터 저장소	<ul style="list-style-type: none"> ■ (공모사업자) 검수완료 된 데이터에 접근하여 다운로드 할 수 있는 저장소 접근계정을 TTA에 제공 	
	SW 도구	<ul style="list-style-type: none"> ■ (공모사업자) 시각화 도구 등 어노테이션 데이터 검사에 필요한 SW 도구 및 사용자 매뉴얼 제공 	

* TTA에서 관련 양식 제공 및 공모사업자 제출물에 대한 전문가 검토 실시

□ 품질검증 환경 구성

구분		내용	일정
품질검증 환경 구성	인력확보 및 검증 인프라 구축	<ul style="list-style-type: none"> ■ 데이터 정확성 검사 전문인력 확보/교육 ■ 데이터 검사 시스템 구성 ■ 데이터 유효성 검증 환경 구성 	

□ 품질검증 수행

- 의미 정확성 검증은 총 3회에 걸쳐 진행(샘플링 검증)하며, 검증 후 발견된 오류는 공모사업자에 전달하여 수정 요구
- 구문 정확성 검증은 중간 데이터 및 최종 데이터 산출물에 대한 전수검사 실시
- 유효성 검증은 벤치마크 데이터셋 및 AI 모델 준비 완료 이후 실시

구분		내용	일정
품질 검증 수행	의미적 정확성 검증	<ul style="list-style-type: none"> ■ 1차 샘플링 검증 수행(검증대상: 약20%) ■ 2차 샘플링 검증 수행(검증대상: 약50%) ■ 최종 샘플링 검증 수행(검증대상: 100%) 	
		<ul style="list-style-type: none"> ■ 중간 검증 수행(검증대상: 약50%) ■ 최종 검증 수행(검증대상: 100%) 	
		<ul style="list-style-type: none"> ■ (공모사업자) 훈련/검증/평가용 벤치마크 데이터셋, 자체결과, 실행로그, AI 모델(Docker Image 또는 실행가능 형태) 제공 	
	유효성 검증	<ul style="list-style-type: none"> ■ 제출물 검토 및 성능검증 	

* 구문/의미 정확성 검증은 다중 대량 데이터 검사작업을 위해 외부 전문기관과 위탁용역 형태로 협력

붙임 1 데이터 품질검증 항목, 측정지표·목표 설정 예시

□ (예시1) 도로환경 사물 이미지 데이터

품질특성	항목명	측정지표	목표(기준)
다양성	유형별 객체 클래스 분포	비율	분포확인
	지역별 객체 클래스 분포	비율	분포확인
정확성	어노테이션 데이터 구조 정확도	오류율	1% 미만
	바운딩박스 정확도	F1 score	90% 이상
유효성	차도 주변 장애물 인식 모델	mAP	85%

□ (예시2) 사람 재식별 이미지 데이터

품질특성	항목명	측정지표	목표(기준)
다양성	성별 분포	비율	남:여=1:1
	연령별 분포	비율	20/30/40대 : 10/50/60대 = 9:1
	날씨, 장소, 시간대 등 환경 분포	비율	분포확인
정확성	어노테이션 데이터 구조 정확도	오류율	1% 미만
	동일인물 라벨링 정확도	정밀도, 재현율	정밀도 0.95 이상 재현율 0.8 이상
유효성	재식별 정확도	Rank-1	0.85 이상

4.2 AI 학습용 데이터 품질검증 계획서

AI 학습용 데이터 품질검증 계획서

- xx 분야 -

AI 학습용 데이터 구축	//역할1	//주관사 로고(CI)
	//역할2	//권소시업 로고1
	//역할...	//권소시업 로고,,
품질검증 계획서 작성	//작성자 소속	//작성자 이름
품질검증 계획서 버전	// 품질검증 계획서 버전 // 품질검증 계획서 작성일	

1.1 AI 학습용 데이터 품질검증 항목 요약표

- AI 학습용 데이터 시험 기준, 가이드라인 문서를 참조하여 다양성, 정확성, 유효성 시험 항목 선정
- 각 시험 항목은 지표와 목표치를 반드시 설정하고 이에 대한 대표 사례, 논문 등의 참조자료를 붙임 문서로 제시

[표 1] AI 학습용 데이터 시험 항목 요약표(예시)

품질특성	항목명	측정 지표	정량 목표	지표 및 목표 설정 근거
다양성	유형별, 지역별 객체 클래스 분포	비율	분포 확인	출처 및 참조자료
	성별, 연령별 등 분포	비율	남:여 = 1:1 10대~60대 = 1:2:3:2:1	출처 및 참조자료
	날씨, 장소, 시간대 등 환경 분포	비율	분포 확인	출처 및 참조자료
정확성	어노테이션 데이터 구조 정확도	정확도	99% 이상	출처 및 참조자료
	바운딩 박스 정확도	F1-score	0.9 이상	출처 및 참조자료
	동일인물 라벨링 정확도	정밀도, 재현율	정밀도: 0.95, 재현율: 0.8 이상	출처 및 참조자료
유효성	차도 주변 장애물 인식 모델	mAP	85% 이상	출처 및 참조자료
	재식별 정확도	Rank-1	0.85 이상	출처 및 참조자료

1.2 유효성 시험 환경 및 수행 결과서

- 선정된 유효성 시험 항목을 측정하기 위한 환경 조건 및 항목별 세부 내용 작성
- 유효성 시험을 위한 준비가 완료된 시점에 타 준비물과 함께 제출

[표 2] 유효성 시험 환경 구성도

//유효성 시험 수행에 필요한 요소와 구성을 그림으로 도식

[표 3] 유효성 시험 환경 사양

시험 시스템	
CPU	
Memory	
GPU	
Storage	
OS	
시험용 데이터	
정답 어노테이션	//바운딩박스, 폴리곤, 세그멘테이션, 태깅, 키포인트 등
종류 및 수량	//클래스 분류 및 종별 수량 //학습용 데이터 대비 비율
형식	//시험 데이터: jpg, png, wav 등 //Ground Truth: json, xml, txt 등
인공지능 모델(알고리즘)	
개발 언어	//Python, JAVA, C++ 등
프레임워크	//TensorFlow, Keras, Pytorch 등
Docker Image 용량	//XX GB
실행 파일명	//XX.확장자
학습 네트워크 개념	//지도, 비지도, 강화, 전이학습 등 //CNN, RNN, LSTM, 양상블 등
학습 조건	//epoch, batch, iteration 등
검증/평가 방법	//k-fold cross validation, random forest 등

[표 4] 유효성 항목별 시험 수행 결과서

구분	내용
항목명	//시험하고자 하는 대상 항목을 작성
내용	//항목에 맞는 시험 목적 및 세부 내용 작성
지표	//시험을 판정하기 위한 지표 정의
목표(기준)	//시험 지표의 정량적 목표치 또는 판정 기준
시험 결과	//시험 결과값 측정을 위한 요소 측정 결과 및 최종 결과 //시험 결과 증빙
측정 산식	//결과값 산출식

참 고 자 료

1. 인공지능 데이터 품질관리 요구사항(2020.9, TTA)
2. 공공데이터 품질관리 매뉴얼 v2.0(2018. 1, NIA)
3. 빅데이터 플랫폼 및 센터 데이터 품질관리 가이드(2019, NIA)
4. 데이터 품질관리 지침(2006.9, K-DATA)
5. 공간정보 품질기준(국가공간정보센터 운영세부규정, 시행 2018. 1. 1, 국토교통부)
6. 국가법령정보센터(<https://www.law.go.kr/>)
7. 2019 글로벌 ICT 이슈리포트-싱가포르 정부의 인공지능(AI) 정책(2020. 1. 3., NIPA 싱가포르IT지원센터)
8. 우리나라 인공지능(A.I.) 분야 수준 조사 연구(2018. 12., NIA)
9. Data quality for analytics and machine learning — Part 4: Data quality process framework(ISO/IEC WD 5259-4:2020(E))
10. 구글 머신러닝
(<https://developers.google.com/machine-learning/crash-course?hl=ko>)
11. COCO dataset 기준 객체탐지 벤치마크
(<https://paperswithcode.com/sota/object-detection-on-coco>)
12. 위키백과(<https://ko.wikipedia.org/wiki/위키백과>)

인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인 v1.0

2021년 2월 발행

발행처 : 한국지능정보사회진흥원

〈 가이드라인 개발 참여진 〉

한국지능정보사회진흥원 고윤석 본부장	한국지능정보사회진흥원 박정은 단장
한국지능정보사회진흥원 오현목 팀장	한국지능정보사회진흥원 유호진 팀장
한국지능정보사회진흥원 박현우 수석	주식회사 티지 서경석 대표
주식회사 케이앤컨설팅 김학철 대표	비트레스 주식회사 류동주 대표
세종대학교 산학협력단 구영현 교수	

〈 자문 위원 〉

서울시립대학교 이재호 교수	광주과학기술원 이용구 교수
국민대학교 윤상민 교수	이화여자대학교 민동보 교수
국립암센터 황보을 팀장	한국정보통신기술협회 신준호 팀장
주식회사 리노스 정희웅 소장	NHN다이퀘스트 주식회사 김경선 박사

- 본 가이드라인 내용의 무단전재 및 재배포를 금하며, 가공·인용 시에는 반드시 과학기술정보통신부, 한국지능정보사회진흥원의 「인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인1.0」임을 밝혀주시기 바랍니다.
- 본 가이드라인은 지능정보산업 인프라 조성을 위한 인공지능 학습용 데이터 구축 사업 중 'AI 학습용 데이터 품질관리체계 및 공통기준 가이드라인' 용역 사업의 결과 산출물입니다.

▶ 한국지능정보사회진흥원 지능데이터본부
전화번호 (02)6747-2179 / phw@nia.or.kr (박현우 수석)