



Gravimetric: 중량 측정을 이용한 Human-error detection 시스템

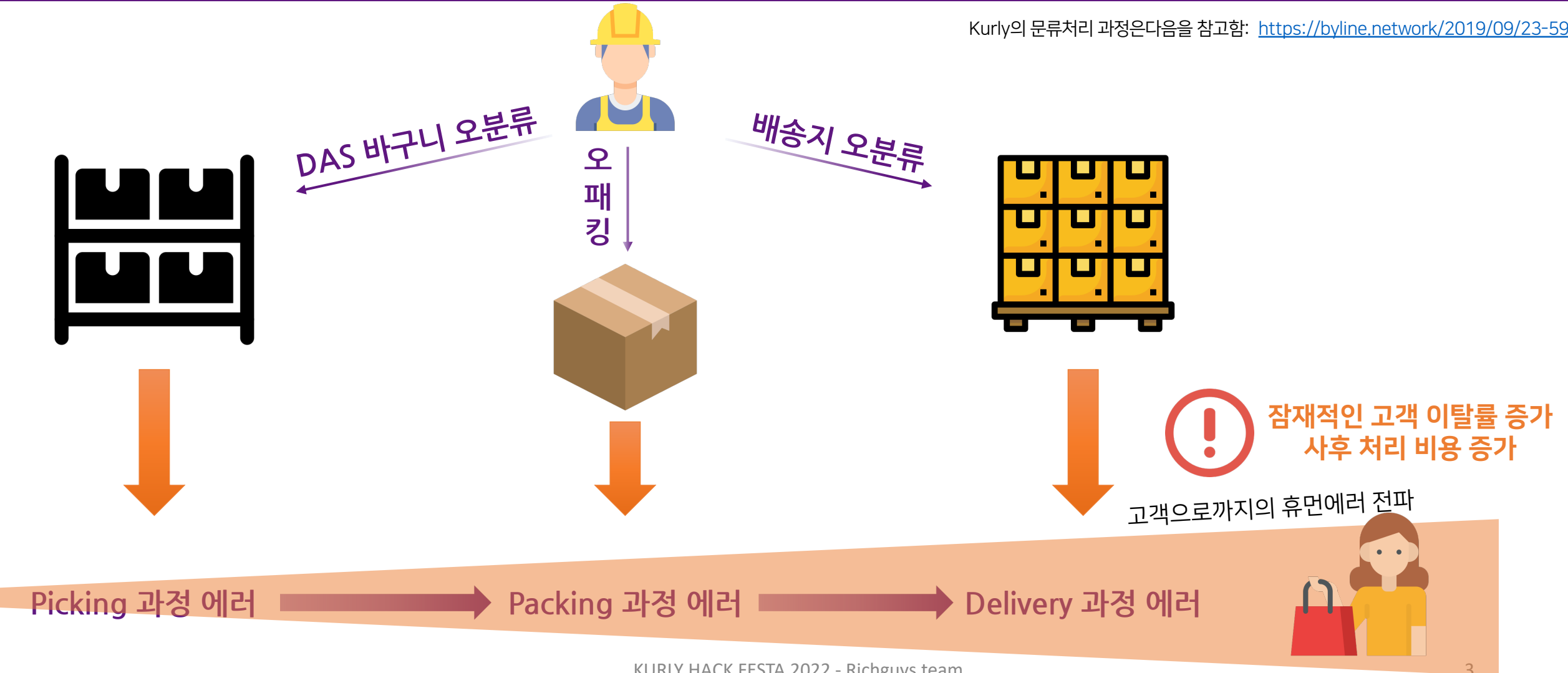
Kurly X Richguys
HACKFESTA 2022

Index

- 물류처리 과정에서의 Human-Error
- 중량측정을 이용한 휴먼에러 탐지 제안
- 중량측정을 이용한 Outlier 탐지
- 휴먼에러 탐지 시나리오/Pipeline
- 실험을 위한 시뮬레이션 데이터 생성
- 휴먼에러 탐지 실험 결과
- Gravimetric 시스템 구조
- Gravimetric 사용 안내

물류처리 과정에서의 Human-Error

Kurly의 물류처리 과정은다음을 참고함: <https://byline.network/2019/09/23-59/>



중량측정을 이용한 휴먼에러 탐지 제안

식품등의 표시기준 제10조(중량등의 허용오차)

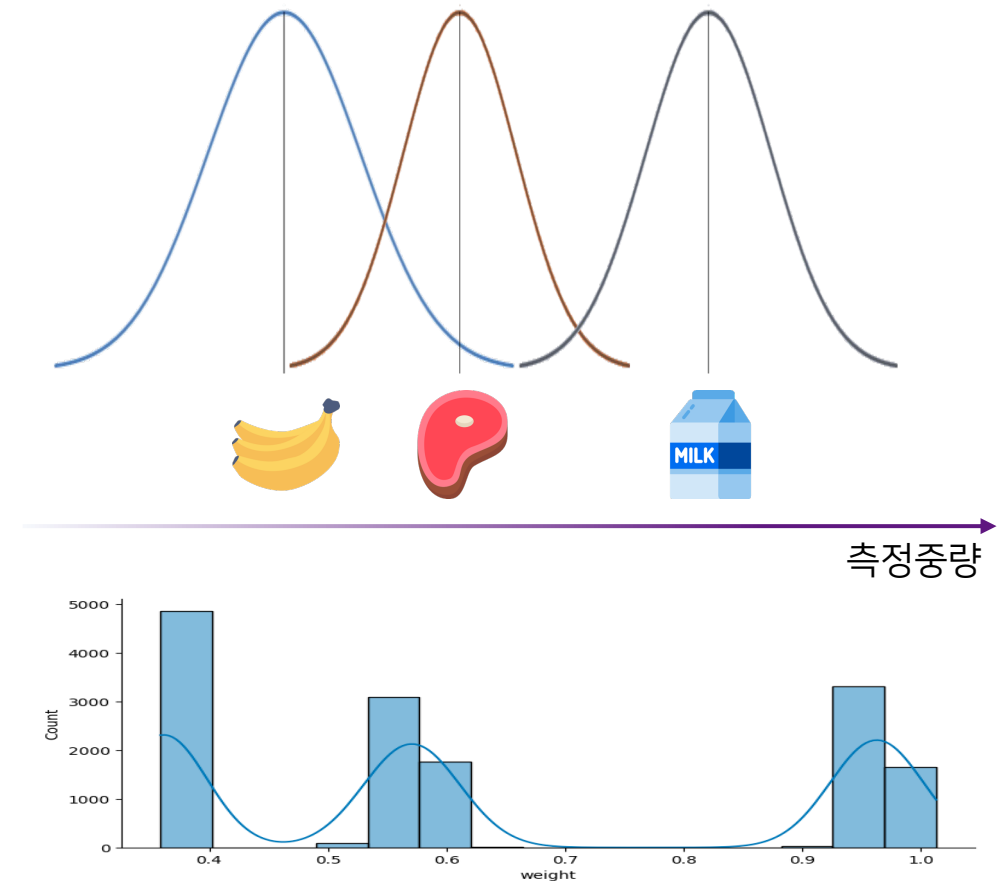
제4조제7호의 규정에 의하여 중량 또는 용량을 표시함에 있어 그 용기·포장에 표시된 양과 실제량과의 부족량의 허용오차는『별지 2』와 같다.

표시된 양과 실제량과의 부족량의 허용오차(범위)

식품종류	품 목	표 시 된 양	허용오차
과자류, 빵 또는 떡류, 코코아가공품류 또는 초콜릿류	과자, 캔디류, 츠잉껌, 초콜 릿류, 빵류	10g이하	11%
		10g초과 30g이하	9%
		30g초과 50g이하	7%
		50g초과 300g이하	5%
		300g초과 500g이하	4%
		500g초과	3%
설 탕 포도당	설탕[각설탕 제외], 포도당	200g이하	4g
		200g초과 1,000g이하	2%
		1,000g초과	1%
엿 류	물엿	500g이하	4g
		500g초과	2%
식육가공품, 어육가공품	식육제품, 식육가공품, 어육	100g이하	2g
		100g초과 1,000g이하	2%
		1,000g초과	1%
두 부	두부	제품에 표시된 양	10%

- ⇒ 중량값의 분포를 이용하여 상품 판별 가능
- ⇒ 이미지 처리 등의 기존 솔루션보다 범용성 및 구현 난이도 측면에서 매우 유리

상품별 중량 분포 존재



중량측정을 이용한 Outlier 탐지

□ 통계적 검정 방법

➤ Grubb's Test

- ⇨ 통계적 검정을 통해 이상치를 발견

H_0 : 주어진 데이터에 이상치가 없다.

H_1 : 이상치가 하나 존재한다.

- ⇨ **BUT**, 하나의 이상치만 발견 가능함
- ⇨ 따라서, Outlier를 높은 성능으로 탐지하기 위해서는 **정제된 중량측정 데이터가 요구됨**

□ 통계적 임계값 추정 방법

➤ Chauvenet's criterion

- ⇨ 정규분포를 따르는 n 개의 데이터 P_i 에서 이상치를 판단하기 위한 기준(임계치) 추정

$$\operatorname{erfc}\left(\frac{|P_i - \bar{P}|}{S_p}\right) < \frac{1}{2n}$$
$$\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt$$

- ⇨ 하나 이상의 이상치를 탐지 가능함
- ⇨ **정제된 중량측정 데이터가 필요하지 않음**

□ 머신러닝 접근 방법

➤ Supervised Anomaly Detection

- ⇨ One-Class SVM
- ⇨ Deep SVDD
- ⇨ Deep learning models for classification

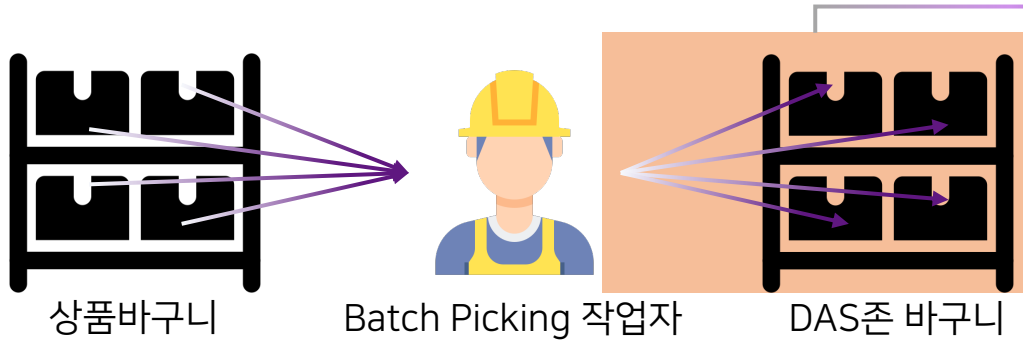
➤ Unsupervised Anomaly Detection

- ⇨ Autoencoder를 활용한 입력 데이터와 복원 데이터간의 차이를 이용한 탐지
- ⇨ **BUT**, 머신러닝 모델은 고차원 데이터를 다루는 문제에 적합
- ⇨ 따라서, **저차원 데이터인 중량측정 데이터에 대한 학습 등을 수행하는 것은 Overhead**
- ⇨ 특히, Supervised 방식의 경우 **정제된 중량측정 데이터를 요구함**

⇒ Chauvenet's criterion을 이용한 임계값 추정으로 Outlier 탐지 수행

휴먼에러 탐지 시나리오/Pipeline

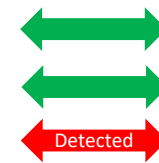
Picking



작업로그

⇨ 측정중량 = DAS존 바구니 무게 변화량

작업자id	바구니id	제품id	측정중량
a2b3c	ix2k	fjc2	121
de34f	4kdc	fuaz	93
fs12z	2klz	fk12	22



제품id	측정중량 Collection
fjc2	[120, 199, 122, ...]
fuaz	[90, 91, 88, ...]
fk12	[60, 67, 65, ...]

과거 측정중량을 이용하여 outlier여부 탐지

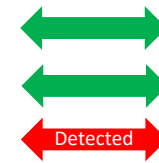
Packing



작업로그

⇨ 측정중량 = 포장제 추가 전/후 무게 변화량

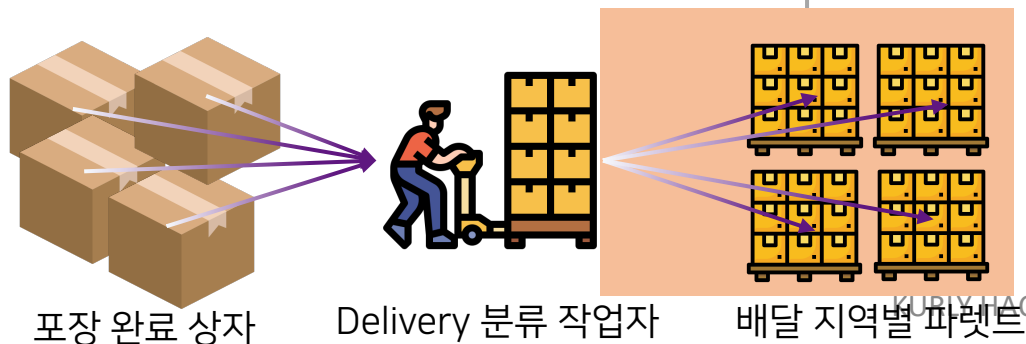
작업자id	포장id	포장제id	측정중량
a2b3c	ix2k	fjc2	121
de34f	4kdc	fuaz	93
fs12z	2klz	fk12	22



포장제id	측정중량 Collection
fjc2	[120, 199, 122, ...]
fuaz	[90, 91, 88, ...]
fk12	[60, 67, 65, ...]

과거 측정중량을 이용하여 outlier여부 탐지

Delivery



작업로그

⇨ 측정 중량 오차 = Packing단계에서 포장상자 중량과 파렛트에서 측정한 중량 오차율

작업자id	포장id	지역id	측정 중량 오차
a2b3c	ix2k	fjc2	0.0001
de34f	4kdc	fuaz	0.00023
fs12z	2klz	fk12	0.67



측정오차율 Collection
[0.00011, 0.00022, ...]

과거 측정중량오차율을 이용하여 outlier여부 탐지

실험을 위한 시뮬레이션 데이터 생성

□ Picking/Packing 단계 시뮬레이션 데이터 생성

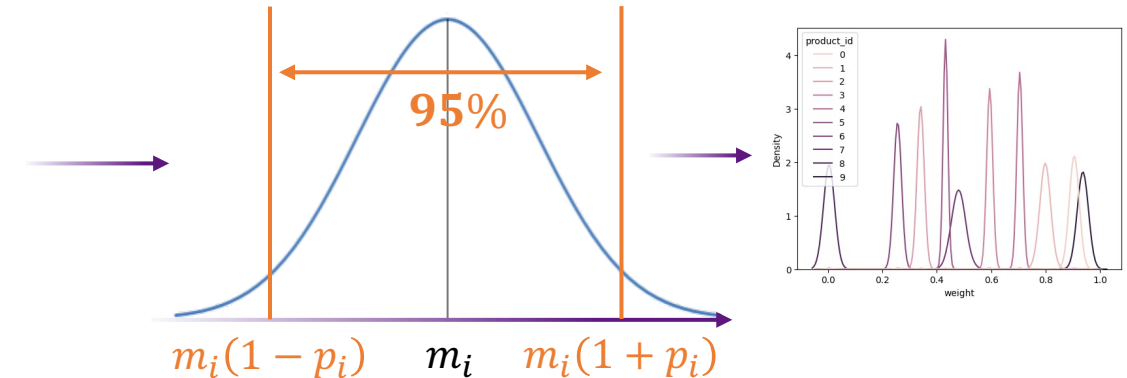
표시된 양과 실제량과의 부족량의 허용오차(범위)

식품종류	품 목	표 시 된 양	허용오차
과자류, 빵 또는 떡류, 코코아가공품류 또는 초콜릿류	과자, 캔디류, 휴잉검, 초콜 릿류, 빵류	10g이하	11%
		10g초과 30g이하	9%
		30g초과 50g이하	7%
		50g초과 300g이하	5%
		300g초과 500g이하	4%
		500g초과	3%
설탕 포도당	설탕[각설탕 제외], 포도당	200g이하	4g
		200g초과 1,000g이하	2%
		1,000g초과	1%
엿 류	물엿	500g이하	4g
		500g초과	2%
식육가공품, 어육가공품	식육제품, 식육가공품, 어육	100g이하	2g
		100g초과 1,000g이하	2%
		1,000g초과	1%
두 부	두부	제품에 표시된 양	10%

➤ 각 제품의 (m_i, p_i) pair
uniform random 분포에서 생성

제품 평균 중량 $m_i \in [0, 1]$
제품 허용 오차 $p_i \in [0\%, 10\%]$

➤ 각 제품의 (m_i, p_i) 에 대해 95%의 significant level로
허용오차범위 p_i 이내에 들도록 표준편차 σ_i 설정



□ Delivery 단계 시뮬레이션 데이터 생성



모델명			HP ESR 20M	HP ESR 20L
구동				수동식
운전방식				보행식
용량	Q	kg		2000
포크 최대 높이	h1	mm		76
포크 최고 높이	h2	mm		190
		mm		182*50
B	mm		555	690
L	mm		1150	1220
전장	L1	mm	1580	1650
뒷바퀴		mm	φ180*50	
앞바퀴 (더블)		mm	φ74*70	
배터리	V		DC 1.5V*4	
자체 중량	kg		110	120

➤ 시중에서 판매되는 팔레트 중량 측정기의
측정 오차 범위 사용

채택 측정 오차 0.05%

$f(\sigma) = ppf(0.975, m_i, \sigma)$ 일때, f 가 σ 에 대해 단조증가
⇒ 이분탐색으로 $f(\sigma) \approx m_i(1 + p_i)$ 를 만족하는 σ_i 설정

*ppf: percent point function
(inverse cumulative distribution function)

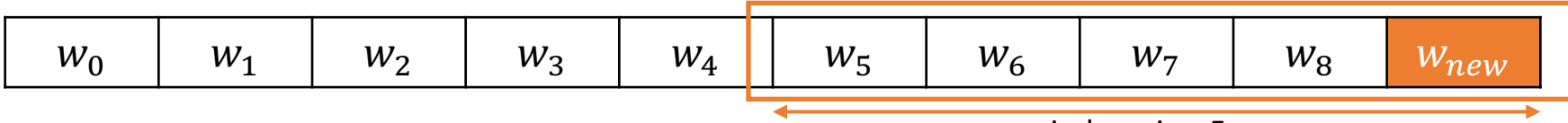
➤ Picking/Packing 데이터와 동일한 방식으로
각 packing 상자의 중량에 따른 표준편차 생성

⇒ 생성한 데이터 분포로 부터 Picking/Packing/Delivery
각각의 시나리오에 대한 시뮬레이션 log 생성

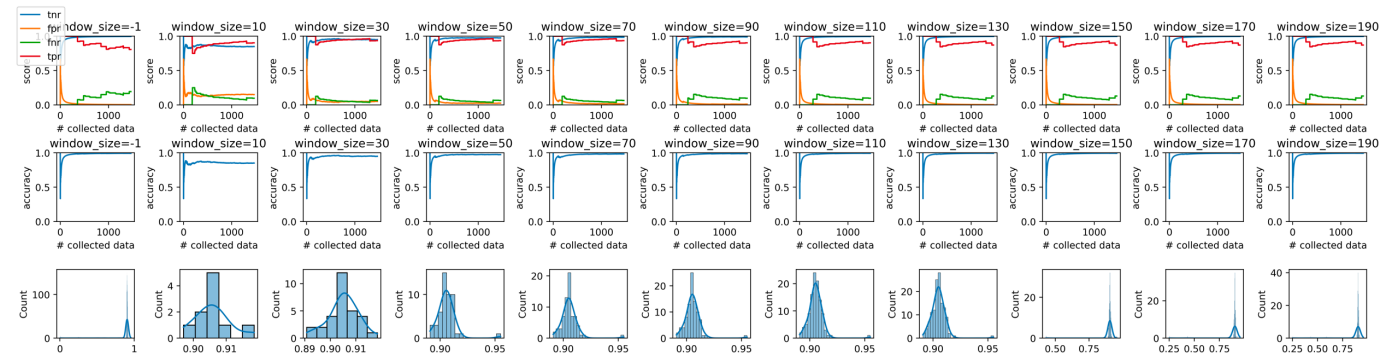
*TN: True Negative, FP: False Positive, FN: False Negative, TP: True Positive
 *tnr: true negative rate, fpr: false positive rate, fnr: false negative rate, tpr: true positive rate



휴먼에러 탐지 실험 결과



Window size에 따른 측정 분포 및 성능 변화

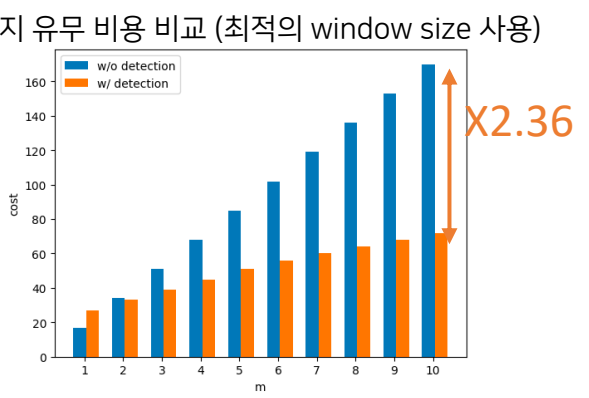
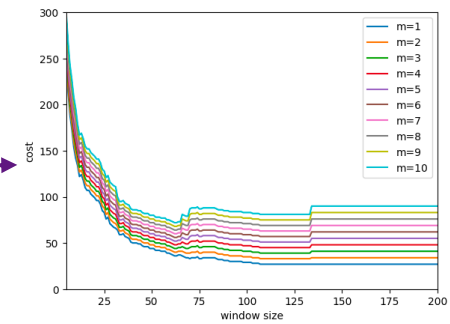
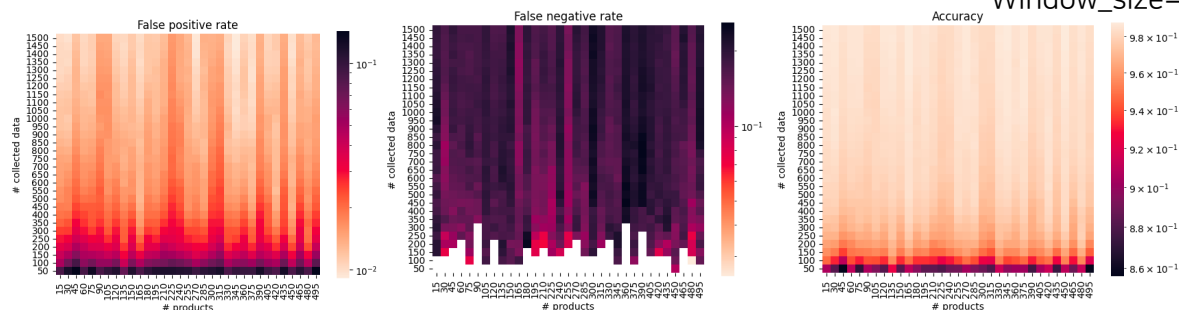


Chauvenet's criterion을 사용하여 w_{new} 가 outlier인지 판별

- ◇ window size가 작을 수록 모집단 분포에서 멀어짐
→ False positive rate이 높아짐
- ◇ window size가 클 수록 에러 데이터를 많이 포함하게 되면서 multi-modal 분포가 발생
→ False negative rate이 높아짐
- ◇ False positive, False negative에 대한 비용에 따라 적당한 window size를 설정 필요

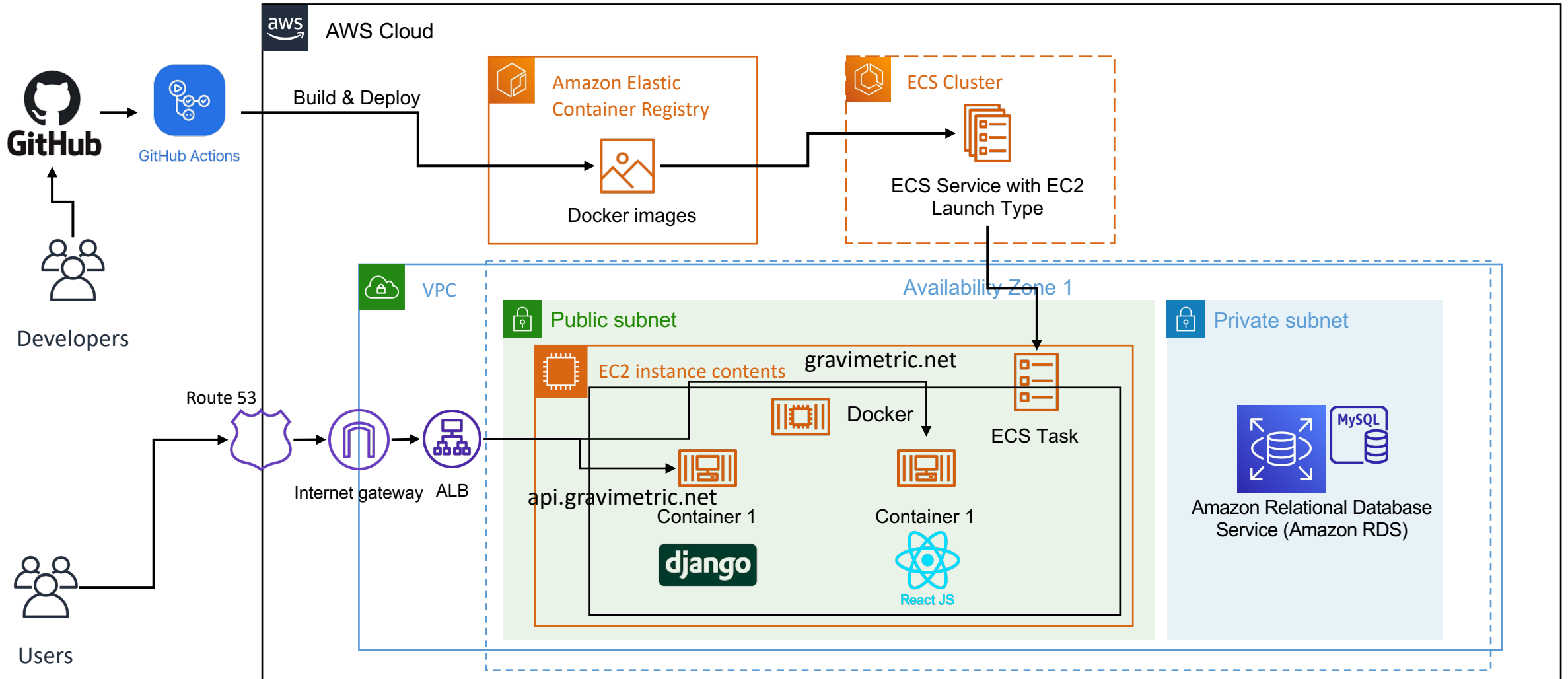
- ◇ False positive → 작업자 일 효율 관여 (탐지에 대한 검수 비용)
- ◇ False negative → 고객 경험에 관여 (사후 처리 비용)
- ◇ $m = \text{사후처리비용} / \text{검수비용}$
- ◇ 검수 비용 대비 전체 비용 = $(FP + TP) + FN \times m$

품목 개수, 품목당 데이터 개수에 따른 성능변화



- ◇ 품목의 개수가 많아져도 (multi-modal 분포 증가) window size를 고정하여 성능 유지 가능

Gravimetric 시스템 구조

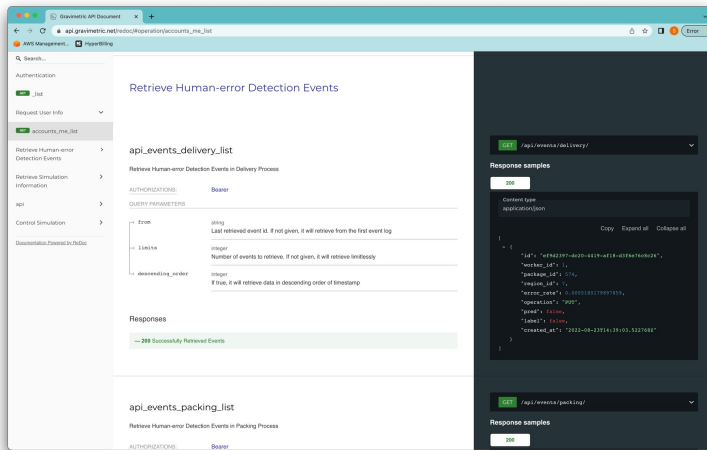


Gravimetric 사용 안내



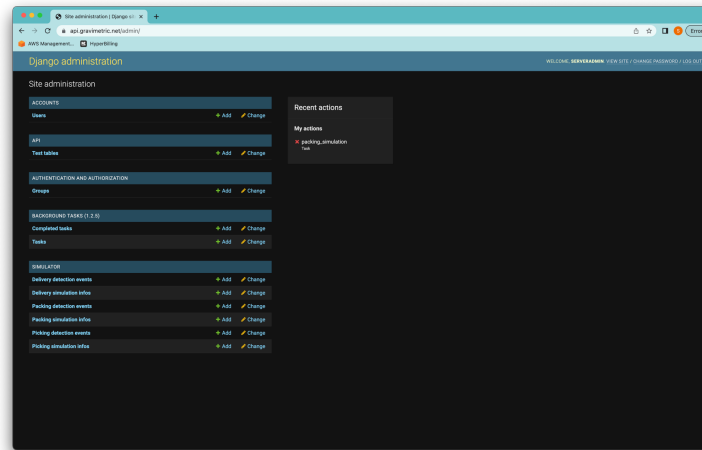
□ API 서버

<https://api.gravimetric.net/redoc/>
<https://api.gravimetric.net/swagger/>



□ API 서버

<https://api.gravimetric.net/admin/>



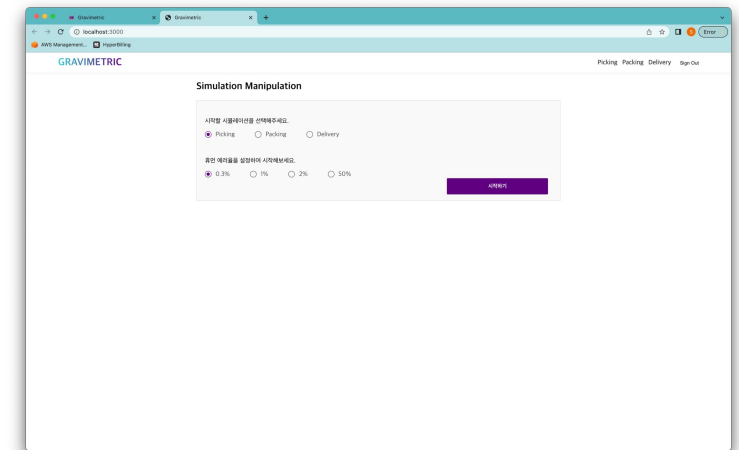
관리자 계정:

Id: serveradmin

Pw: serveradmin

□ Client 웹 (검수 보는 웹)

<https://gravimetric.net/>



웹 계정:

Id: admin

Pw: djemals11!!