

제주도 음식물 쓰레기양 예측을 통한

배출량 감소 방안 도출

ECO제주 - 퓨처스리그



Team Name: 향긋한 쓰레기 유입량

최은재(팀장) aness0603@naver.com

김채현(팀원) 9808@naver.com

김하람(팀원) haramkim68@naver.com

최서윤(팀원) ab3492@naver.com

INDEX

-]. 서론
- 2. 데이터
- 3. 탐색적 데이터 분석
- 4. 데이터 전처리
- 5. 모델링
- 6. 평가
- 7. 결론







1. 서론

HOME > 그린 리포트

온실가스 주범 음식물쓰레기...연간 885만톤 배출

△ 이민선 기자 | ② 승인 2021.04.01 16:43

HOME > 행정 > 제주특별자치도

반복되는 제주 쓰레기 전쟁...늦장 대응만 계속 '시한폭탄'

음 김정호기자 (newss@hanmail.net) │ ② 승인 2021.08.29 16:05 │ ◎ 댓글 14

(<)(**=**)(**2**)

오피니언 > 사설

음식물쓰레기, 처리가 아니라 줄여야 한다

음 뉴제주일보 ② 승인 2020.09.22 19:44 │ ♡ 댓글 0









1) 문제정의

제주지역 음식물 쓰레기 데이터(제주테크노파크)를 활용한

배출량 예측 모델 개발을 통하여

제주 <u>읍면동별 배출량을 예측</u>하고,

음식물 쓰레기 배출 요인에 따른

→ What are the factors?

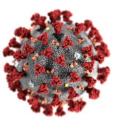
배출량 감소 방안 도출



2) 고려사항







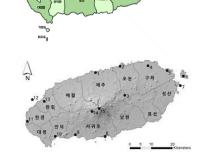
Covid 19



Holiday season

지역별?

지형별?



인구별? (남녀노소, 내외국인)



관광지별? (테마파크 or 주거집단)



3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



음식물 쓰레기

No.	컬럼ID	컬럼명	사용여부
1	base_date	배출일자	Х
2	city	시 구분	Х
3	emd_cd	행정동 코드	Х
4	emd_nm	행정동명	Х
5	em_area_cd	배출거점지역 코드	Х
6	em_cnt	배출건수	0
7	em_g	배출량	0
8	pay_amt	총 기불금액	0

3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



내국인 유동인구

No.	컬럼ID	컬럼명	사용여부
1	base_date	기준일자	Х
2	time	시간	X
3	city	시 구분	X
4	emd_cd	행정동 코드	Х
5	emd_nm	행정동명	Х
6	sex	성별	Х
7	age	연령대	Х
8	resd_pop_cnt	거주인구	0
9	work_pop_cnt	근무인구	0
10	visit_pop_cnt	방문인구	0
11	resd	거주지역행정구역	X



3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



장기체류 외국인 유동인구

No.	컬럼ID	컬럼명	사용여부
1	base_date	기준일자	Х
2	time	시간	X
3	nationality	외국인 국적코드	Х
4	city	시 구분	X
5	emd_cd	행정동 코드	Х
6	emd_nm	행정동명	Х
9	resd_pop_cnt	거주인구	0
10	work_pop_cnt	근무인구	0
11	visit_pop_cnt	방문인구	0
12	resd	거주지역행정구역	Х

3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



단기체류 외국인 유동인구

No.	컬럼ID	컬럼명	사용여부
1	base_date	기준일자	Х
2	time	시간	X
3	nationality	외국인 국적코드	Х
4	city	시 구분	Х
5	emd_cd	행정동 코드	Х
6	emd_nm	행정동명	Х
7	visit_pop_cnt	방문인구	0



3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



거주인구

No.	컬럼ID	컬럼명	사용여부
1	base_year	기준년	Х
2	base_month	기준월	Х
3	city	시 구분	X
4	emd_cd	읍면동 코드	Х
5	emd_nm	읍면동명	X
6	sex	거주자 성별	X
7	resid_reg_pop	주민등록 거주인구	0
8	foreign_pop	외국인 거주인구	0
9	total_pop	총 거주 인구	0

3) 데이터 개요

[대회 제공 데이터]



음식관련 카드소비

No.	컬럼ID	컬럼명	사용여부
1	base_date	기준일자	Х
2	city	시 구분	Х
3	emd_cd	읍면동 코드	Х
4	emd_nm	읍면동명	Х
4	mct_cat_cd	음식 관련 업종 코드(대분류)	Х
5	mct_cat_nm	음식 관련 업종명(대분류)	Х
6	use_cnt	결제건수	0
7	use_amt	결제금액	0



3) 데이터 개요

[외부 데이터]



국내선 항공노선별 운항통계



숙박업소 소비금액



제주도 입도객

3) 데이터 개요

[외부 데이터]



국내선 항공노선별 운항통계

No.	컬럼ID	사용여부
1	기준일(월)	0
2	항공노선	0
3	도착출발구분	0
4	항공사	0
5	운항수(편)	0
6	이용자수(명)	0
7	화물량(톤)	0



3) 데이터 개요

[외부 데이터]



숙박업소 소비금액

No.	컬럼ID	사용여부
1	일자	Х
2	시도명	Х
3	읍면동명	Х
4	평균 기온	Х
5	일강수량	Х
6	최대 풍속	Х
7	업종명	0
8	이용금액	0
9	데이터기준일자	Х



3) 데이터 개요

[외부 데이터]



제주도 입도객

No.	컬럼ID	사용여부
1	총계 당해년/전년 (월계/누계)	당해년 월계/당해년 증감율
2	총계 증감율 (월계/누계)	Х
3	내국인 소계 당해년/전년 (월계/누계)	Х
4	내국인 소계 증감율 (월계/누계)	Х
5	내국인 개별여행 당해년/전년 (월계/누계)	Х
6	내국인 개별여행 증감율 (월계/누계)	Х
7	내국인 부분패키지 당해년/전년 (월계/누계)	Х
8	내국인 부분패키지 증감율 (월계/누계)	Х
9	내국인 패키지 당해년/전년 (월계/누계)	Х
10	내국인 패키지 증감율 (월계/누계)	Х
11	외국인 당해년/전년 (월계/누계)	Х
12	외국인 증감율(월계/누계)	Х







1) 결측치

[제공 데이터]

- 결측치가 없어 따로 보간하지 않음

[외부 데이터]

운항수(편) 9659

- 국내선 항공노선별 운항통계: 이용자수(명) 9659 화물량(톤) 9659

- 숙박업소 소비금액: 18/19/20년(21년 결측치 없음)

[18] [19] [20] 평균 기온 6827 평균 기온 4979 평균 기온 302 일강수량 250 일강수량 1536 일강수량 135 최대 풍속 12303 최대 풍속 10320 최대 풍속 3268

* 사용하지 않는 컬럼이라 보간 진행하지 않음



2) 시계열 데이터 [정상성 확인]

- 정상성: 시점에 관계없이 시계열 특성이 일정한 것
- 비정상 시계열 사용 시 예측 안정성 저하
- ADF 검정을 통한 판단 실시

```
#수식으로 정상시계열 판단하기

def adf_test(y):
    flag = True
    y = pd.to_numeric(y)
    dftest = adfuller(y,autolag='AIC')

if dftest[1] <= 0.05:
        flag = True
        print(y.name, '는 정상시계열')

else:
        flag = False
        print(y.name, '는 정상아님')

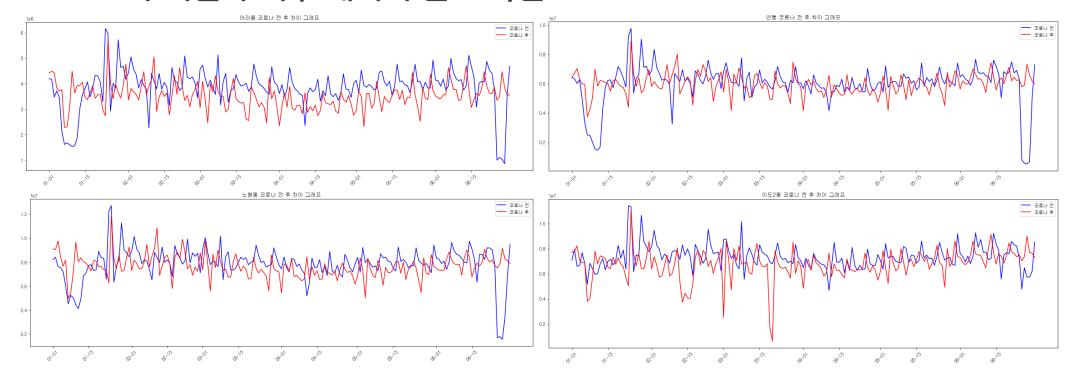
return flag
```

- 3) 음식물 쓰레기 배출량 확인
- 각 동별 배출량 확인
- 지역별 특성 고려



```
em_g_per_reg = {}
for i in em.groupby('emd_nm'):
    em_g_per_reg[i[0]] = sum(i[1]['em_g'])
em_g_per_reg = sorted(em_g_per_reg.items(), key=lambda x:x[1],reverse=True)
em_g_per_reg
[('노형동'
            10598196902)
  '이도2동', 9665869590)
  '연동', 8282009221),
'일도2동', 666994990
             6669949900)
            5138943388)
            4688385700)
            4377561131).
            4227416420)
            4038596245)
            3402627328)
             2776403450)
             2735122905)
            2490460299)
            2365775726)
            2212342000)
            2169291353)
            2088993653)
           , 1915102100)
            1898991600)
            1860060191)
            1806250850)
            1768441400).
            1752144881)
           , 1534443150)
             1528779299)
            1310202150)
            1176418550)
            1087892600)
  '표전면
            1045281485)
            977447096).
  ·정방동
'미호동
            853529300)
  '일도1동'
             795882200)
  도두동
'예개동
'홍개동
'효돈동
'구좌읍
            722142650)
            629338266)
            624293449)
            587539550),
            538528350)
            349615500)
  '알수없음', 151264969)]
```

- 4) 코로나 특성 고려
- 코로나 이전과 이후 데이터 분포 확인









4. 데이터 전처리

- 1) 비정상 시계열 데이터 정상화
- 추세와 계절성 제거 필요
- 차분과 로그변환 실시 후,

ADF 재검정

resd_pop_cnt 는 정상아님 work_pop_cnt 는 정상아님 visit_pop_cnt 는 정상시계열

----- 전처리 후 -----

resd_pop_cnt 는 정상시계열 work_pop_cnt 는 정상시계열 visit_pop_cnt 는 정상시계열

----- 정상화 성공 -----

	time	emd_cd	resd_pop_cnt	work_pop_cnt	visit_pop_cnt
base_date					
2018-01-01	3024	12477529440	3669.0126	80.3557	2124.9315
2018-01-02	2771	12176866080	2885.6201	72.2265	1896.1328
2018-01-03	2430	11224765440	2859, 4995	97.2012	1660.7993
2018-01-04	3065	12477529440	2613.4210	87.1216	2208.4086
2018-01-05	3771	15033168000	3149.9488	123.6984	2254.3613



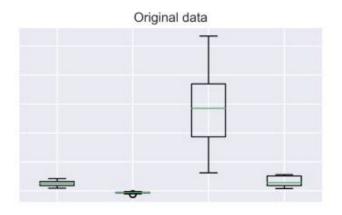
4. 데이터 전처리

$x-x_{min}$

2) 데이터 정제

- 정규화: MINMAX Scaler 라이브러리 사용

 $x_{max}-x_{min}$



Normalized data

- 데이터 스플릿: 8:2 비율로 Train/Test 분리

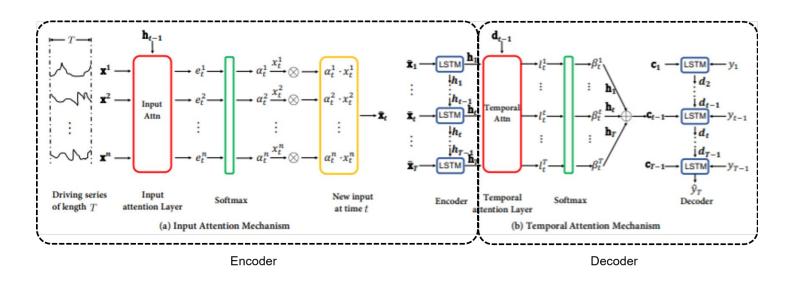




5. 모델링 - 딥러닝 후보

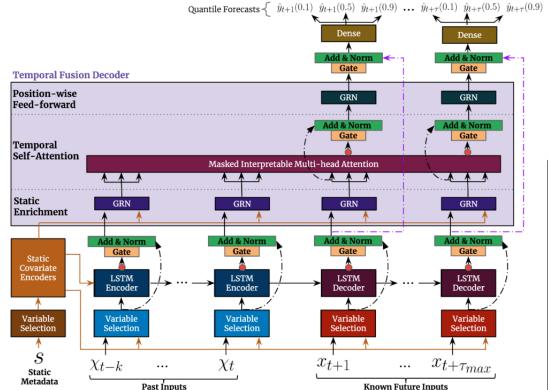
1) A Dual-Stage Attention-Based Recurrent Neural Network

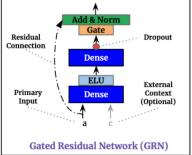
- ENCODER-DECODER 구조의 시계열 예측 모델
- 어텐션 기법을 이용해 FEATURE별, TEMPORAL별 중요도 산출 가능

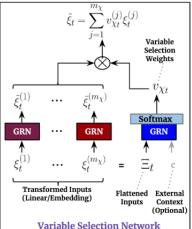


5. 모델링 - 딥러닝 후보

- 2) Temporal Fusion Transformer
- 구글과 옥스포드 대학이 함께 만든 시계열 예측 모델
- 미래시점에 알 수 있는 데이터를 사용하여 예측 정확도 상승

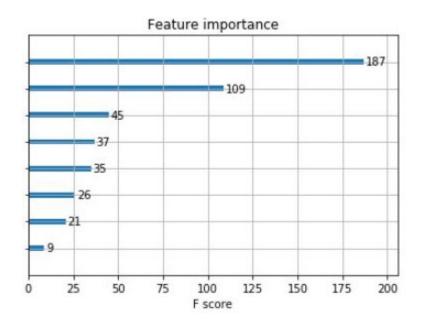






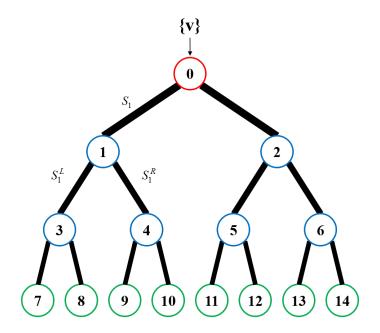
5. 모델링 - 머신 러닝 후보

- 1) xgboost
- 앙상블 모델로 결정 트리, 랜덤 포레스트 등의 기반을 가짐
- 중요 FEATURE 산출 가능



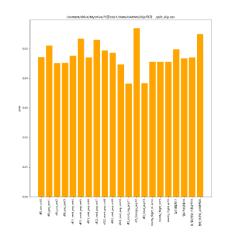
5. 모델링 - 머신 러닝 후보

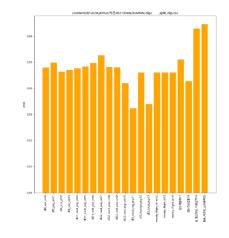
- 2) Random Forest
- 다수의 트리 모델에서 나온 결과를 취합하여 예측
- 회귀 모델로도 사용 가능

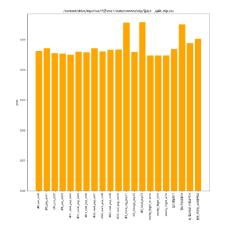


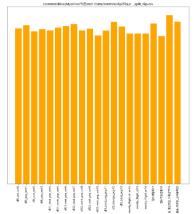
5. 모델링 - DA-RNN을 통한 변수 재설정

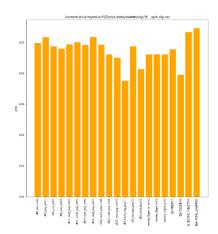
- 상위 5개 동의 ATTENTION WEIGHT 예시
- 해당 중요도를 참고하여 컬럼 선정에 사용











5. 모델링 - DA-RNN을 통한 변수 재설정

동이름	사용피쳐
노형동	em_cnt, pay_amt , use_cnt, use_amt, 국내_resid, 국내_work, 국내_visit, 외국단기_resid, 외국단 기_work, 외국단기_visit, 거주_foreign, 월간항공편(도착-출발), 월간항공편_도착, 입도객월계, 모든업종_월간 평균_이용금액, 월간평균_여관업_소비금액
이도2동	em_cnt, use_cnt, use_amt, 국내_resid, 국내_work, 국내_visit, 외국단기_resid, 외국단기_work, 외국 단기_visit, 외국단기_visit, 거주_resid, 월간항공편(도착-출발), 월간항공편_도착, 월간항공편_출발, 입도객월계, 입도객증감율
연동	em_cnt, pay_amt , use_cnt , 국내_resid, 국내_work, 국내_visit, 외국단기_work, 외국단기_visit, 외국단기_visit, 거주_resid, 거주_foreign, 거주_total, 간항공편(도착-출발), 월간항공편_도착, 월간항공편 _출발, 입도객증감율
일도2동	em_cnt pay_amt, use_cnt, use_amt , 국내_visit, 외국단기_resid, 외국단기_work, 외국단기 _visit, 외국단기_visit, 거주_resid, 거주_total_pop, 월간항공편_도착, 월간항공편_출발, 입도객월계, 입도객증 감율, 모든업종_월간평균_이용금액
아라동	em_cnt, pay_amt, use_cnt, use_amt, 국내_resid, 외국단기_resid, 외국단기_work, 외국단기_visit, 거주_resid, 거주_total, 월간항공편(도착-출발), 월간항공편_도착, 월간항공편_출발, 입도객월계, 입도객증감율, 모든업종_월간평균_이용금액



5. 모델링 - 최종 선정 컬럼

TFT	제공데이터 + 월간항공편(도착-출발), 월간항공편_도착, 월간항공편_출발, 입도객월계, 입도객증감율
DARNN	이전 슬라이드
머신러닝	제공데이터 + 외부데이터

제공데이터 : em_cnt, em_g, pay_amt, use_cnt, use_amt, 국내_resid, 국내_work, 국내_visit, 외국단기_resid, 외국단기_work, 외국단기_visit, 외국단기_resid, 외국단기_work, 외국단기_visit, 거주_resid, 거주_foreign, 거주_total

외부데이터: 월간항공편(도착-출발), 월간항공편_도착, 월간항공편_출발,

입도객월계, 입도객증감율, 모든업종_월간평균_이용금액, 월간평균_여관업_소비금액

선정방법

- DARNN: 피쳐중요도 하위 5개 제외

- TFT : 모든 동에 존재하는 데이터만 포함(메타데이터)

- 머신러닝 : 제공데이터 + 동별로 존재하는 외부데이터



5. 모델링 - 최종 선정 모델 및 예측

- 예측 그래프를 보며 성능을 테스트한 결과 최종적으로 3가지 모델을 사용하기로 결정
- 최종 선정 모델
 - DA-RNN
 - XGBoost
 - Random Forest
- 예측 방법
 - 세 모델의 예측 값을 더하여 평균 값으로 산출 (DA-RNN result)+(XGBoost result)+(Random Forest result)





6. 평가

- 1) MSE
- 2) MAE
- 두가지 평가지표를 통해 예측값과 실제값이 얼마나 차이나는지 판단

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - y_i)^2$$

$$MAPE = \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{\hat{y}_i} \right|$$

6. 평가

[DA-RNN]

mse: 0.0048060156 mae: 0.055508606

[Random Forest] mse= 0.02348 mae= 0.12535

[XGBoost] mse= 0.019206 mae= 0.11233

최종 예측 결과는 3가지의 모델의 결과를 조합







수도권 지역의 음식물쓰레기 발생 모니터링 결과 비교

전태완·○김용준·정미정·신선경·박종은·정용우 국립환경과학원 환경자원연구부 자원순환연구과 행정통계는 폐기물을 수거하여 처리되는 단계에서 파악되는 처리량 통계만 파악되고 발생된 폐기물의 효과적인 처리방안을 결정하기 위해서는 단순한 폐기물 발생량에 대한 조사뿐 아니라 <u>발생원 단계의 폐기물 종류에 따른 발생량</u>의 조사가 중요.

즉 가정이라는 기초 발생원에서 직접 배출되는 음식물쓰레기의 양, 종류, 보관형태, 처리기한, 배출형태 등 기초자료 확보와 성상파악이 감량화 성과의 구체적 자료 도출, 체계적인 수거체계, 음식물쓰레기 저감 촉진 방안 마련을 위해 가정에서의 음식물쓰레기 배출 실태파악이 필요.

※ 단순히 통계로 잡히는 음식물 쓰레기 뿐만 아니라 발생원 단계의 폐기물에서도 조사가 필요함.

음식물쓰레기 재활용 정책의 분석과 과제*

최창원**·정윤수***·이진원****·김월중*****

음식물쓰레기에 이물질이 많고, 자격이 안 된 재활용 처리 업체 로 인해 음식물쓰레기를 재활용한 제품(사료, 퇴비)의 품질이 낮아 사용을 기피 한다는 것.

아울러, 유통체계가 체계적이지 못하고, 정부의 관심부족으로 일부 품질 좋은 제품의 경 우에도 필요한 농가에 적시에 제공되지 못하고 있는 것.

※ 음식물쓰레기 분리배출기준을 명확히 하고 비닐봉투를 금지하며, 부실업체의 퇴출제도를 확립.

음식물류 폐기물 재활용현황 분석을 통한 사업화 연구

박용수(주식회사 청호산업)* 설병문(경남과학기술대학교 창업대학원)**

음식물류폐기물 종합관리체계 구축을 위한 배출부터 이용까지의 문제점 도출 및 개선사항 검토

서울과학기술대학교 일반대학원 환경공학과¹, 서울과학기술대학교 에너지환경대학원 에너지환경공학과² 농산물 도매시장의 음식물류 폐기물은 원상반출 및 탈수 보다는 <u>탈수 후 건조</u>가 처리능력을 향상 시킬 수 있는 것으로 판단.

그리고 탈수 후 건조된 음식물류 폐기물은 양질의 퇴비화 원료를 활용할 수 있기 때문에 농산물 도매시장의 음식물류 폐기물은 탈수 후 건조하여 퇴비화 방법으로 재활용사업화 를 추진.





식판에 줄을 그어 음식양을 조절.

결과: 잔반 70% 줄어듬, 기존 식판 무게도 3분의 1로 축소

80%는 미생물로 분해

결과: 음식물 쓰레기 양을 20%로 줄임, 주택가에 효과적



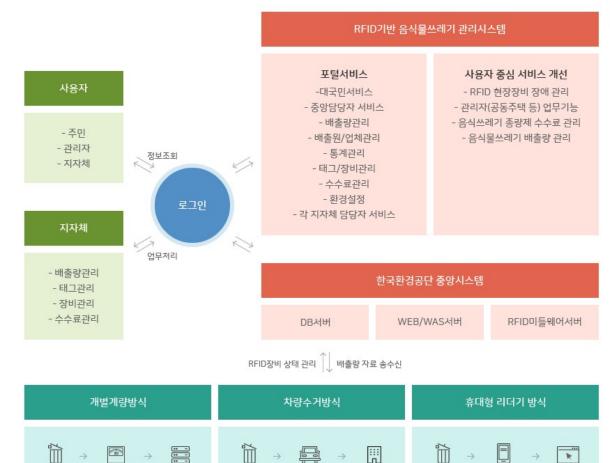
유통기한 임박상품 주요 판매처

라스트오더	모바일 앱으로 주변 매장 할인정보
떠리몰	신선·가공식품, 건강기능식품 등 판매
달달몰	과자 사탕 초콜릿 등 당류 제품 판매
이유몰	식품, 과자, 건강기능식품 판매
다모고	음식점들의 마감할인 정보 제공

유통기한 임박 상품을 판매하는 플랫폼 제시

- 유통기한이나 마감이 임박한 상품들을 스마트폰 앱을 통해서 할인 판매.
- 결과: 매장은 매출 증가, 소비자는 저렴하게 구입.





차량수거방식 수거처리장

개별계량방식



- 배출원(세대)별 무게 기반의 배출량 측정 및 이에 비례한 수수료 확인 가능 - 공동주택단지 등에 적용

인터넷

휴대형방식

배출원

차량수거방식



- 음식점 등에 비치된 수거용기별 배출량 측정 및 수수료 산정용이 - 음식점 등에 적용

- RFID태그를 부착한 전용용기에 음식물 쓰레 기를 담는 등 배출횟수, 부피 중심 방식 - 단독주택, 소형음식점 등에 적용

휴대형리더기 방식

RFID기반 음식물쓰레기 관리체계 구축·운영

RFID태그를 인식 후 음식물쓰레기를 배출하면 배출자, 배출량(무게), 시간 정보가 중앙시스템으로 전송되어 수수료를 부과하고 발생량과 감량 등 통계 데이터를 관리.



개별계량방식

CDMA



中 먹방 하면 벌금 1700만원... 음식낭비금지법 발의

역시 중국.. 금지법으로 철퇴.

다만 여기서 살펴볼 점!!

"이와 같은 이유로 초안된 음식 낭비 금지법안이 통과되면 중 국에서 인기를 끄는 콘텐츠인 먹방(먹는 방송)도 제한되게 된 다. 만약 먹방 콘텐츠를 방송하면 시정명령과 함께 1만~10만 위안(170만~ 1천700만 원)의 벌금까지 부과된다고 전했다."

※ 메스컴에 오르는 먹방, 푸드파이트 이런 매체적 영향들이 시청자로 하여금 심리적인 영향을 주어 폭식이나 과식을 유도 할 수도 있다고 볼 수 있음.

05/2018

Documentation of the Expert Forum 2017: Effectively Reducing Food Waste – Achieving more together

효율적인 음식물 쓰레기 처리 방안 - 환경부

요인

- 1. 음식물에 대한 심미적 기준
- 2. 배송 과정에서의 협력 부족
- 3. 개인들의 실천 부족
- 4. 일관되고 지속적인 정책의 부재

방안

- 1. 음식물에 대한 지나친 심미적 기준 완화
- 2. 배송 시스템 혁신
- 3. 출장 식품업 혁신
- 4. 음식물 기부 장려



7. 최종 결론

1. 정부

- 개인과 기업이 음식물 쓰레기를 줄일 수 있도록 사전 교육
- 남는 음식물이 버려지지 않도록 기부 또는 거래할 수 있는 플랫폼 구축
- 기업(가게)이 음식물 쓰레기 배출량을 줄일 경우 그에 상응하는 인센티브 지급 방안
- 음식물 쓰레기의 부피자체를 줄일 수 있도록 <mark>수분을 제거</mark>할 수 있는 쓰레기통 개발
- 먹방 관련 세부 규정 필요(일반 소비자에게 경각심을 줄 수 있는 문구를 영상에 포함하는 등)

2. 개인

- 음식물을 <mark>적정량만 소비</mark>할 것
- 사용하는 식재료를 미리 계산하여 계획적 구매

3. 기업(또는 가게)

- 과도한 밑반찬 제공을 자제하기
- 음식양에 따른 메뉴 세분화

