용인시 청년창업정책 제안

Y-스포츠 창업 용인시 청년창업의 미래

팀 배찬우가부릅니다





목차

01. 문제인식 및 시각화

- 분석 목적 및 데이터 선정 (p1~2)
- 시각화(1) (p3~10)
- 시각화(2) (p11~20)
- 결론 (p21)

02. 데이터 분석

- 분석 방법 및 전처리 (p22~24)
- 사용 함수 정리 (p25~29)
- 분석 결과 및 해석 (p30~35)

03. 결론 및 정책 제안

- 결론 및 정책 제안 (p36~37)

분석 목적 및 데이터 선정

분석 목적 : 용인시의 창업 실태를 데이터 시각화와 분석을 통해 파악하고, 현 상황을 정의해 창업에 효과적인 정책 제시

- 1. 사용한 데이터(한국교통연구원, KCB(코리아크레딧뷰)
- 1.용인시_상권_정보.csv
- 2.용인시_상권_업종코드.csv
- 7.용인시_유동인구.csv
- 13.용인시_행정경계(읍면동).geojson
- 16.용인시_용도지역.geojson
- 17.용인시_소상공인_매출정보.csv

2. 사용한 외부데이터

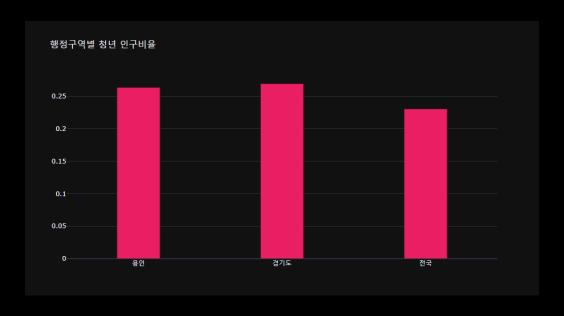
- TL_SCCO_SIG.shp : 전국 행정구역(시·군·구)경계를 포함하는 SHAPE 파일 출처 : GIS DEVELOPER-공간정보시스템/딥러닝 기반 기술 연구소(2021년 1월 기준)
- 경기도만인구비율.csv : 경기도 시·군·구별 인구수와 청년인구의 비율을 포함한 파일출처 : 행정안전부 주민등록 인구통계(2020년 12월 기준)
- 청년비율.csv : 전국 시군구별 인구수와 청년인구의 비율을 포함한 파일출처 : 행정안전부 주민등록 인구통계(2020년 12월 기준)
- 성별지역별사업등록자.csv : 경기도 시·군·구별 남성과 여성의 사업체 비율을 포함한 파일출처 : 창업진흥원(2019년 창업기업실태조사 통계자료)
- 전공별 창업_male.csv & 전공별창업_female : 경기도 남성, 여성 창업자의 전공 비율을 포함한 파일출처 : 창업진흥원(2019년 창업기업실태조사 통계자료)
- 업종별_남녀비율.csv : 경기도 업종별 창업자의 남녀 비율을 포함한 파일출처 : 창업진흥원(2019년 창업기업실태조사 통계자료)
- 나이_성별.csv : 경기도 연령별 창업자의 남녀 비율을 포함한 파일 출처 : 창업진흥원 (2019년 창업기업실태조사 통계자료)

시각화(1) 청년 창업 정보 시각화

1.1 용인시, 경기도, 전국 청년인구 비율 시각화

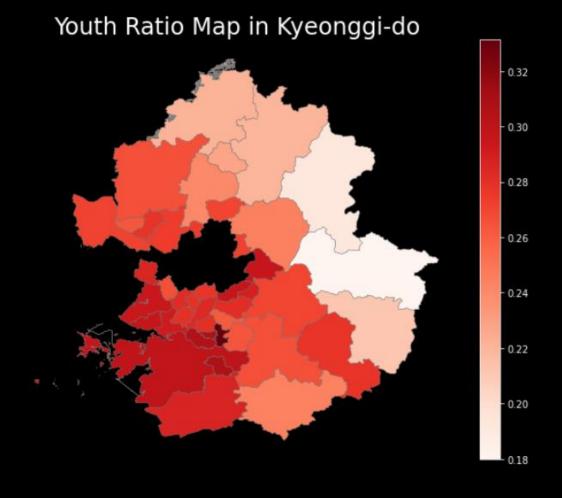
- 경기도 각 시·군·구별 인구수와 인구비율을 얻기 위해 '경기도만인구비율.csv'파일과 '청년비율.csv'을 불러옴
- '경기도만인구비율.csv'파일에서 경기도의 청년인구 비율과 용인의 청년인구 비율, '청년비율.csv'파일에서 전국의 청년인구 비율을 얻어냄

지역 구분	청년인구 비율
용인	0.26
경기도	0.27
전국	0.23



1.2 경기도 시·군·구별 청년 인구 비율 시각화

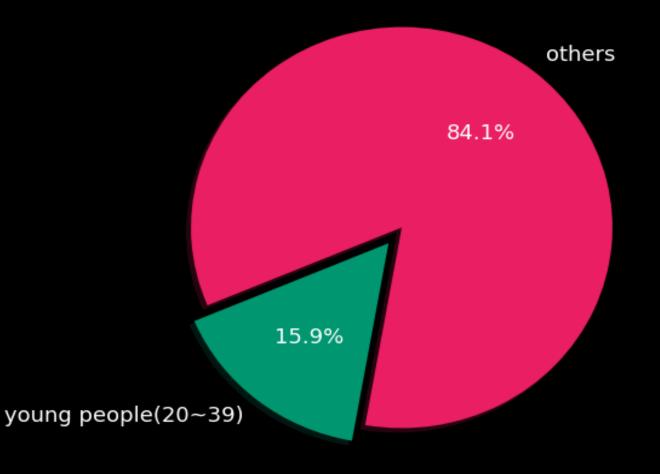
- 전국 시·군·구별 polygon 데이터를 얻기 위해 'TL_SCCO_SIG.shp'파일을 불러와 지도에 표시
- 경기도 시·군·구별 인구수와 인구 비율 데이터를 얻기 위해 '경기도만인구비율.csv'파일을 불러옴
- 행정구역 코드를 의미하는 'SIG_CD'칼럼을 키 값 으로 하여 불러온 두 파일을 병합하였다.
- 경기도 시·군·구별 청년인구 비율을 지도에 표시



1.3 경기도 전체 청년창업자 비율 시각화

- 경기도 각 시의 사업체 대표자 연령이 담겨져 있는 '연령별사업체수.csv'파일을 불러옴
- 총 합을 나타내는 'Total'행을 가져옴
- 청년사업체(대표자가 39세 이하)와 그 외를 나누어서 더함
- 파이 그래프로 시각화
- 경기도의 전체 창업자 중에서 청년이 차지하는 비율이 15.9% 수준이며, 이는 인구비율 27%에 미치지 못하는 수준

young people Percentage of the total

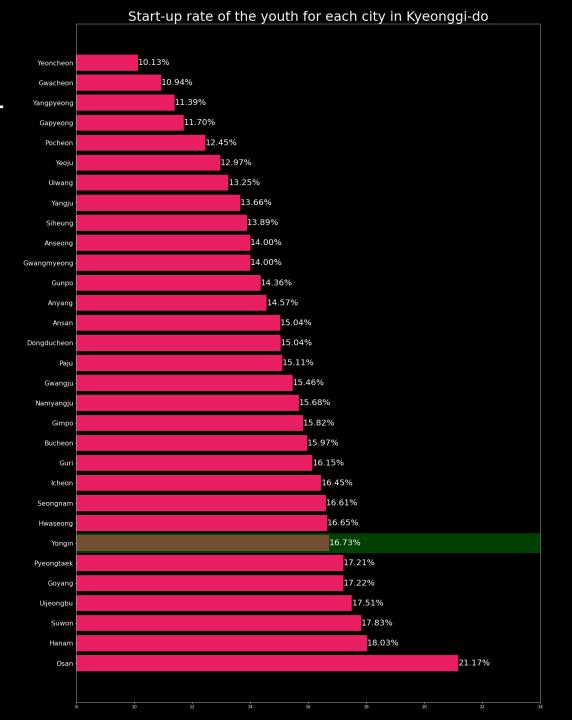


용인, 청년의 희망이 되다. **01 / 문제인식 및 시각화 : 시각화(1)**

1.4 경기도 각 시·군·구별 청년사업체 비율 시각화

- 경기도 각 행정구역의 사업체 대표자 연령이 담겨 져 있는 연령별사업체수.csv파일에서 Total행을 제 외
- 퍼센트 비율은 행정구역마다 모든 사업체 중 청년
 사업체의 비율을 나타냄
- 막대그래프로 표현

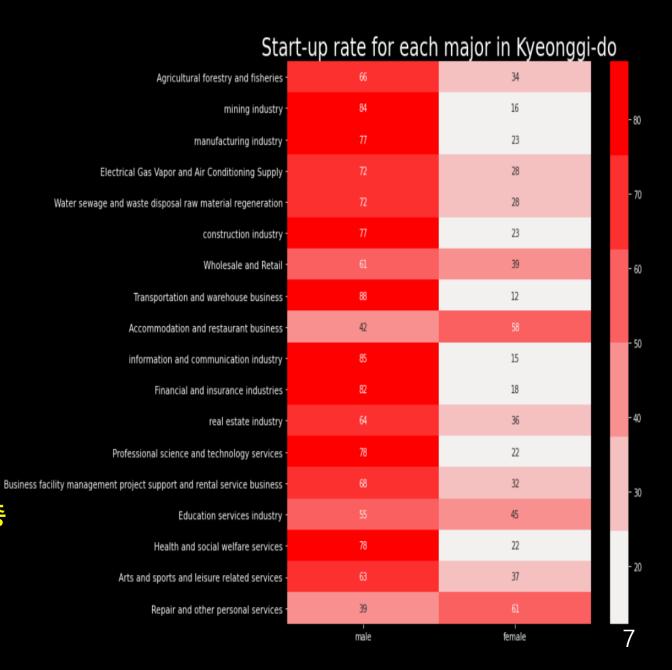
용인시는 경기도에서 청년 창업자의 비중이
 타 시에 비해 높은 수준



1.5 경기도 사업체 업종별 남녀 비율 시각화

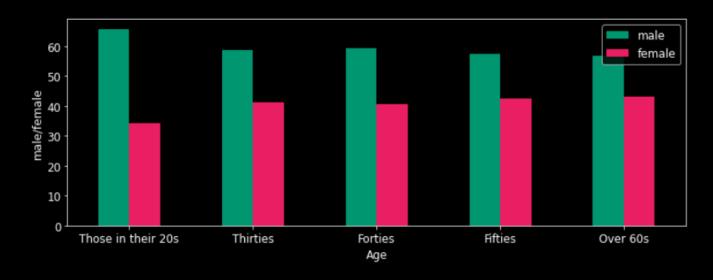
- 전국 사업체 대표의 남녀 비율을 담고 있는 '업종별_남녀비율.csv' 파일을 불러옴
- 구분별이 업종인 칼럼만 선택
- 남성과 여성의 비율을 히트맵으로 시각 화

요식업, 기타 서비스를 제외한 대부분의 업종
 에서 남성의 비율이 높음을 확인할 수 있음



1.6 대표자의 나이대별 성별 비율 시각화

- 경기도 사업체 대표의 남녀 비율을 담고 있는 '업종별_남녀비율.csv' 파일을 불러옴
- '구분별'칼럼이 창업자 연령인 칼럼만 선택
- 창업자 연령별 남성과 여성의 비율을 막대그래프로 시각화



- 모든 연령대와 다양한 분야에서 남성이 많이 창업함을 알 수 있음

1.7 남녀 창업자별 전공 비율 시각화

- 남성 창업자의 전공 비율을 담고 있는 '전공별창업_male.csv' 파일과 여성 창업자의 전공 비율을 담 고 있는 '전공별창업_female.csv' 을 불러옴
- 각 데이터를 파이차트로 시각화
- 각각의 칼럼이 의미하는 전공은 다음과 같음

•humanities: 인문,사회 계열

•business: 상경계열

•education: 교육계열

•engineering: 공학계열

•natural series: 자연계열

•medical science: 의학계열

•art and physical: 예체능계열

•humanities_high school: 인문계(고졸)

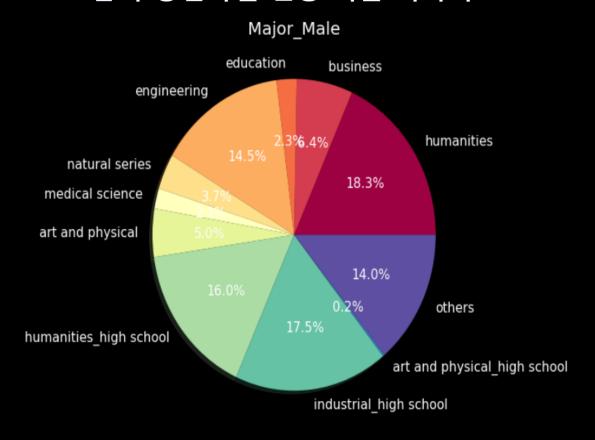
•industrial_high school: 실업계(고졸)

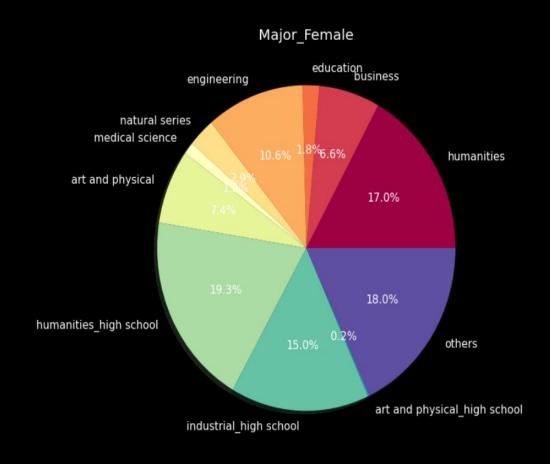
•art and physical_high school: 예체능(고졸)

•others: 나머지 계열 + 중졸 이하

01 / 문제인식 및 시각화 : 시각화(1)

1.7 남녀 창업자별 전공 비율 시각화





- 두 성별 모두 비슷한 경향을 보였으나 공학(engineering)에서 남성이 14.5%, 여성이 10.6%로 차이를 보임
- 예체능 계열 졸업자의 창업이 잘 이루어지지 않고 있음

시각화(2) 용인시 상권 정보 시각화

2.1 2017 1분기 ~ 2020 3분기 용인시 내 사업체 총 매출액 시각화

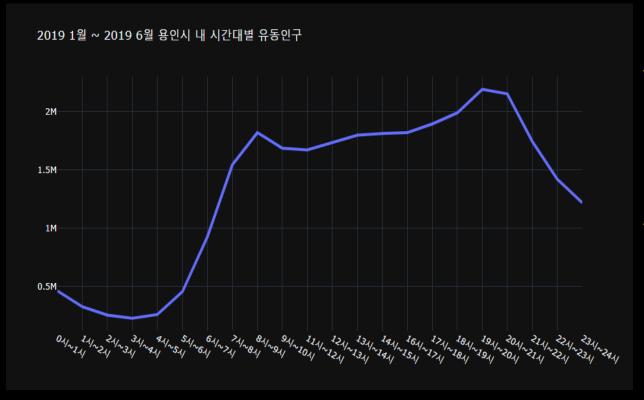
- 2017 1분기 ~ 2020 3분기 용인시 내 사업체 매출 정보를 담고 있는 '17.용인시_소상공인_매출정보.csv' 파일을 불러옴
- 매출정보를 담고있는 칼럼만 추출하여 용인시 내 사업체 총 매출액을 구함
- 꺾은선 그래프로 시각화



- 용인시의 전체 매출은 17년 1분기부터 성장세를 보였으나, 코로나19에 의해 19 년 4분기부터 하락한 것으로 보인다.

2.2 유동인구 정보 시각화(1)

- 용인시 유동인구에 대한 정보를 얻기 위해 '7.용인시_유동인구.csv'파일을 불러옴
- 시간대별로 유동인구의 총 합을 구함
- 위에서 얻은 시간대별 유동인구의 총 합을 꺾은선그래프로 시각화



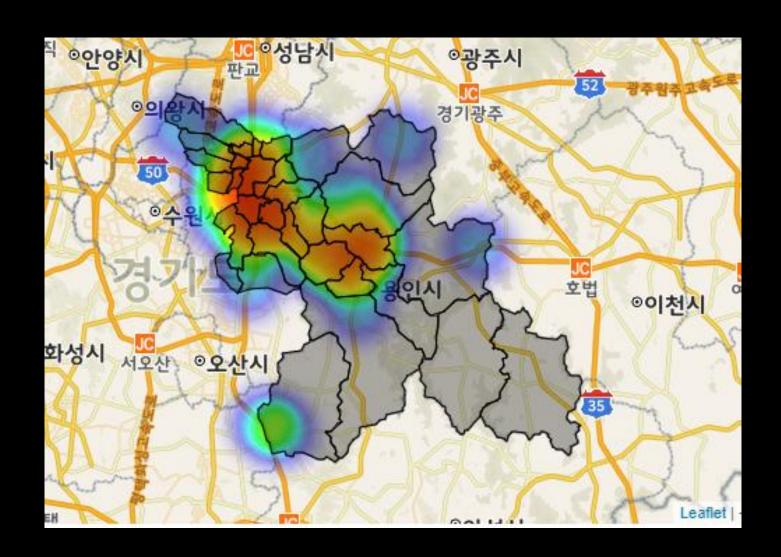
유동인구를 시간대별로 확인하고자 하였으며 출근시간, 퇴근시간에 그래프의 변화율이 가장 높은 것을 확인할 수 있다.

 자정 ~ 7시 까지는 용인시 내 유동인구가 비교적 적기 때문에 시각화 부분에서는 이 부분을 다루지 않기로 결정

2.3 유동인구 정보 시각화(2)

- 용인시 유동인구에 대한 정보를 가지고 있는 '7.용인시_유동인구.csv'파일에서 측정장소가 동일한 row(위도, 경도가 같은 row)를 하나로 합쳐 평균치를 구함
- 위도&경도 데이터를 바탕으로 취합(groupby)을 진행하기 위해 'lat'칼럼과 'lon'칼럼을 문자열로 바 꿔 하나로 합침. 위도경도의 데이터를 담고 있는 합쳐진 칼럼을 바탕으로 취합을 진행
- 용인시 읍·면·동 경계에 대한 정보를 담고 있는 '13.용인시_행정경계(읍면동).geojson' 파일을 불러 와 지도에 읍·면·동 경계를 표시
- 유동인구가 80이상인 곳만 추출하여 지도에 히트맵으로 시각화

2.3 유동인구 정보 시각화(2)



- 기흥구와 수지구에 유동인구가 많은 것을 확인할 수 있다.
- 유동인구가 많은 곳에 활성화될 수 있는 업종이라면 수지구와 기흥구에 창업하 는 것이 도움이 될 것이다.

2.4 용인시 업종별 사업체 개수 시각화

- 용인시 읍·면·동 경계에 대한 정보를 담고 있는 '13.용인시_행정경계(읍면동).geojson' 파일을 불러와 지도에 읍·면·동 경계를 표시
- 용인시 "1.용인시_상권_정보.csv" 데이터에 있는 모든 사업체들을 대분류코드를 기준으로 업종별로 나눠서 개수를 지도에 표시
- "1.용인시_상권_정보.csv" 데이터에 존재하는 대분류코드는 다음과 같음('2.용인시_상권_업종코드.csv' 참조)

D: 소매업

F: 생활서비스

L: 부동산

N: 관광/여가/오락

O: 숙박

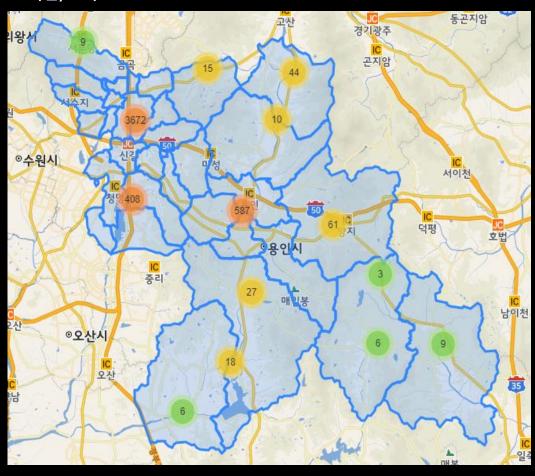
P: 스포츠

Q: 음식

R: 학문/교육

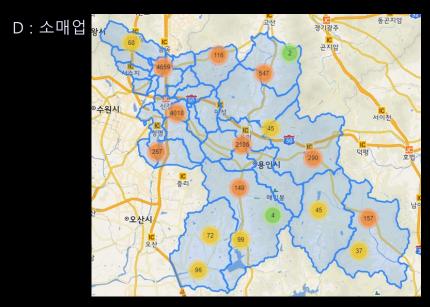
2.4 용인시 업종별 사업체 개수 시각화 설명

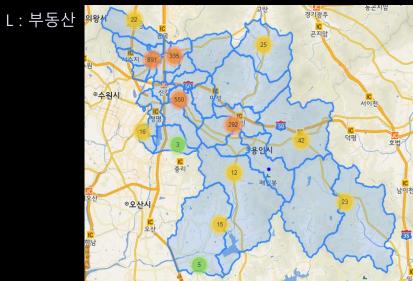
R : 학문/교육



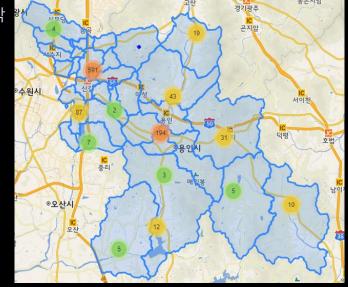
- "1.용인시_상권_정보.csv" 에 존재하는 상권들 중 대분 류코드 하나를 정해 해당 상권들만 지도에 표시
- 대분류 코드별로 지도를 그림
- 지도의 숫자는 그 지역에 해당 대분류코드의 업종의 수
 를 의미함
- 왼쪽 그래프의 경우 학문/교육 업종을 가지고 있는 상 권들을 용인시 지도에 표현
- 유동인구가 많았던 기흥구와 수지구를 중심으로 여러 업종이 발달한 것을 알 수 있다.

2.4 용인시 업종별 사업체 개수

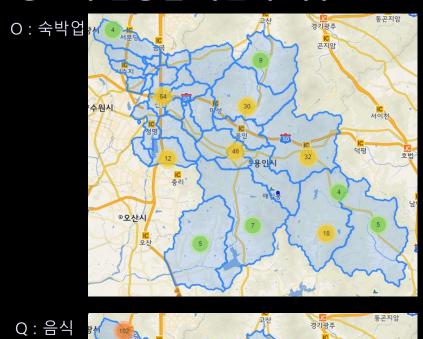




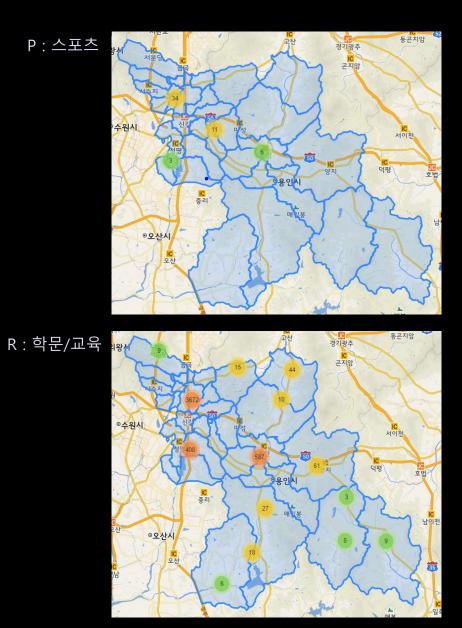




2.4 용인시 업종별 사업체 개수



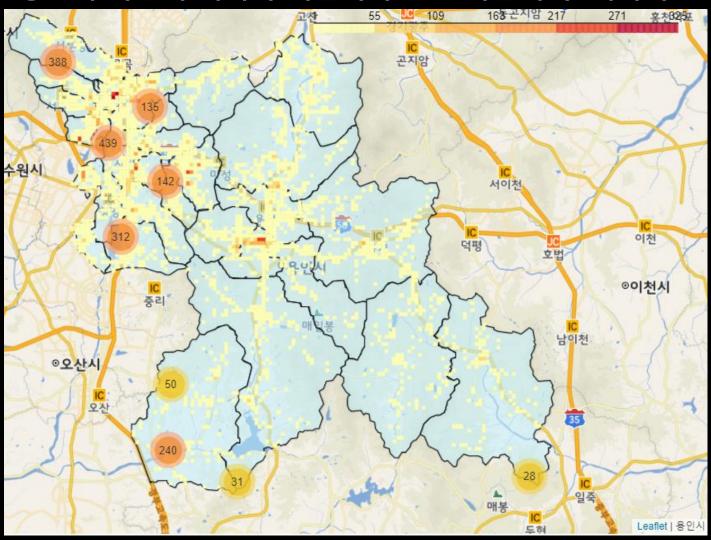




2.5 용인시 사업체 위치와 매출액이 높은 사업체 수 시각화

- 용인시 읍·면·동 경계에 대한 정보를 담고 있는 '13.용인시_행정경계(읍면동).geojson' 파일을 불러 와 지도에 읍·면·동 경계를 표시하여 용인시 지도를 표현
- 용인시 '17.용인시_소상공인_매출정보.csv ' 를 사용하여 전체 사업장 수 정보를 가지고 있는 'ws_cnt ' 컬럼을 위의 지도의 표시
- 용인시 '16.용인시_소상공인_매출정보.geojson'에 있는 매출 데이터 'sales_est_amt_201703'부터 'sales_est_amt_202009'를 모두 합친 후 값이 1000이상인 격자의 수를 지도에 표현
- 결과적으로 용인시 내의 사업체를 가지고 있는 격자를 모두 표현하고 그 위에 매출액이 높은 사업 체의 수를 표현
- 지도의 숫자는 매출액이 높은 사업체의 수를 표현
- 격자 내의 사업체 수에 따라 색상을 다르게 지도에 표현

2.5 용인시 사업체 위치와 매출액이 높은 사업체 수 시각화



- 용인시의 상권은 기흥구, 수지구 를 중심으로 발달했음을 알 수 있 다.
- 수지구와 기흥구는 용인에서 가장 개발이 많이 진행된 곳으로 많은 주거지역, 학군이 형성되어 상권 역시 발달한 것으로 보인다.

시각화 (1) - 청년창업 실태 분석

- 현재 청년 창업인구는 전체 창업인구의 16%정도의 수준이다. 경기도 인구에서 청년(20~39)은 전체의 25%에 달하는 반면 창업인구비율은 적은 수준이다.
- 경기도의 창업형태로 보아 성별과 전공에 불균형이 존재하는 것을 알 수 있다.
- 따라서 청년 창업의 다양한 지표에 불균형이 존재한다는 사실을 인지하여야 하고, 이러한 불균형들을 정책적으로 해결할 수 있어야 한다.

시각화 (2) - 용인시 상권분석

- 용인시 매출정보를 통해 코로나19의 여파로 19년 4분기부터 매출이 급락했음을 알 수 있다.
- 기흥구, 수지구를 중심으로 많은 유동인구와 상권이 발달해 있으므로 이러한 정보들은 청년들이 창업하는데 좋은 정보로 활용될 수 있을 것이다.

분석 방법 및 전처리

| 용인, 청년의 희망이 되다. | 02 / 데이터 분석 : 분석 방법 및 전 | 처리

분석 대상, 목적 및 모델링

- 대상 : 17.용인시_소상공인_매출정보.csv
- Gid로 구별된 격자 내의 정보를 담고 있는 데이터로 66개의 열과 2257개의 행의 매출 정보 및 격자 내 상권의 정보에 대해 담고 있어 회귀분석, 상관분석, 주성분분석 등에 활용이 가능하고, 다양한 인사이트의 도출이 가능하다.
- 분석방법은 '회귀분석', '상관분석' 등을 사용하였으며 회귀분석을 통해 선정한 종속변수들에 영향을 미친 독립변수를 가려내어 제안에 도움을 주고자 하였고, 보다 나은 수준의 상권분석을 위해 필요하다고 판단하였다.
- 종속변수별 회귀분석을 통해 가려낸 독립변수 간의 상관관계를 파악해 제안을 보다 효과적으로 완성하고자 하였다.
- 선정한 종속변수(mean_sales, found_age_6, sme_loan_cnt, runout_cnt)와 독립변수 간의 관계를 통해 각 종속변수에 영향을 미친 변수를 파악하려 하였으나 mean_sales 분석 외에는 인사이트를 도출하기 어려웠다.

전처리

- 1) indcd_a_yn~ indcd_u_yn 열(격자내 특정 상권 존재 여부) 중 '2.용인시_상권_업종코드.csv' 파일에서 정보를 가지고 있지 않은 열은 삭제하였으며, NaN과 Y로 나뉘어진 열 내의 데이터를 0과 1로 바꾸어 분석에 사용 가능하도록 전처리하였다.
- 2) 각 격자 내의 분기별 매출액 정보를 담고 있는 sales_est_amt_201703~sales_est_amt_202009의데이터를 mean_sales라는 새로운 칼럼을 만들고 각 분기별 매출을 격자별로 평균내었다.
- 3) 사용할 각 종속변수의 분포도를 확인해 정규분포 형태를 띄지 않는 경우에는 로그변환을 통해 첨도를 줄이는 등 정규분포에 가깝게 변환시키고자 하였으며, 각 독립변수는 파이썬 패키지 중 minmaxscaler를 통해 0~1 사이의 값을 가지도록 스케일링하여 사용하였다.
- 4) 독립변수는 종속변수와 gid칼럼을 제외한 64개를 사용하였으며 모든 독립변수를 사용하는 것은 회귀식의 완성도를 떨어뜨리게 되므로 단계적 회귀분석을 위한 함수를 제작하였다.
- 5) train_set과 test_set으로 분리하여 분석하였으며, 비율은 (7:3)이다.

단계적 회귀분석(Forward, Backward, Stepwise) 변수가 많을 때 모든 조합을 계산하지 않고 합리적으로 가장 좋은 조합을 찾는다.

- 1) Forward(전진선택법): 변수 하나부터 변수 개수를 추가해가며 성능지표를 비교해가는 방법
- 2) Backward(후진소거법): 전체 변수부터 변수 개수를 제거해가며 성능지표를 비교해가는 방법
- 3) Stepwise(단계적선택법):
 - 처음엔 변수 하나부터 시작해서 변수 개수를 늘려가지만, 하나씩 변수를 추가하다 보면 중요 하지 않는 변수가 들어올 수도 있음
 - 이 문제를 해결하기 위해 각 단계에서 변수의 중요성을 체크하고 중요하지 않는 변수를 제거
 - 제거 후 다시 다른 변수를 추가하는 식으로 나아가면서 성능지표를 비교하는 방법

사용 함수 정리

Forward(전진선택법): #전진선택법(step=1) def foward(X, y, predictors): # 데이터 변수들이 미리정의된 predictors에 있는지 없는지 확인 및 분류 remaining_predictors = [p for p in X.columns.difference(['const']) if p not in predictors] tic = time.time() results = [] for p in remaining_predictors: results.append(processSubset(X=X, y=y, feature_set=predictors+[p]+['const'])) #데이터프레임으로 변환 models = pd.DataFrame(results) #AIC가 가장 낮은 것을 선택 best_model = models.loc[models['AIC'].argmin()] #index toc = time.time() print("Processed ", models.shape[0], "models on", len(predictors)+1, "predictors in", (toc-tic)) print('Selected predictors:', best_model['model'].model.exog_names,' AIC:',best_model[0])

return best model

Forward(전진선택법):

```
#전진선택법 모델
def forward_model(X,y):
  Fmodels = pd.DataFrame(columns=["AIC","model"])
  tic = time.time()
  #미리 정의된 데이터 변수
  predictors = []
  # 변수 1~10개 : 0~9 -> 1~10
  for i in range(1, len(X.columns.difference(['const']))+1):
     Forward_result = foward(X=X, y=y, predictors=predictors)
     if i > 1:
        if Forward_result['AIC'] > Fmodel_before:
           break
     Fmodels.loc[i] = Forward_result
     predictors = Fmodels.loc[i]["model"].model.exog_names
     Fmodel before = Fmodels.loc[i]["AIC"]
     predictors = [ k for k in predictors if k != 'const']
  toc = time.time()
  print("Total elapsed time:", (toc - tic), "seconds.")
  return(Fmodels['model'][len(Fmodels['model'])])
```

Backward(후진소거법):

```
#후진소거법(step=1)
def backward(X,y,predictors):
  tic = time.time()
  results = []
  # 데이터 변수들이 미리정의된 predictors 조합 확인
   for combo in itertools.combinations(predictors, len(predictors) - 1):
     results.append(processSubset(X=X, y=y,feature_set=list(combo)+['const']))
  models = pd.DataFrame(results)
  # 가장 낮은 AIC를 가진 모델을 선택
   best model = models.loc[models['AIC'].argmin()]
  toc = time.time()
   print("Processed ", models.shape[0], "models on", len(predictors) - 1, "predictors in", (toc - tic))
   print('Selected predictors:', best_model['model'].model.exog_names,' AIC:',best_model[0] )
  return best model
```

Backward(후진소거법):

후진 소거법 모델 def backward_model(X, y): Bmodels = pd.DataFrame(columns=["AIC", "model"], index = range(1,len(X.columns))) tic = time.time() predictors = X.columns.difference(['const']) Bmodel_before = processSubset(X,y,predictors)['AIC'] while(len(predictors) > 1): Backward_result = backward(X=train_x, y=train_y, predictors = predictors) if Backward_result['AIC'] > Bmodel_before: break Bmodels.loc[len(predictors)-1] = Backward_result predictors = Bmodels.loc[len(predictors)-1]["model"].model.exog_names Bmodel before = Backward result['AIC'] predictors = [k for k in predictors if k != 'const'] toc = time.time() print("Total elapsed time:", (toc - tic), "seconds.") return (Bmodels['model'].dropna().iloc[0])

Stepwise(단계적선택법):

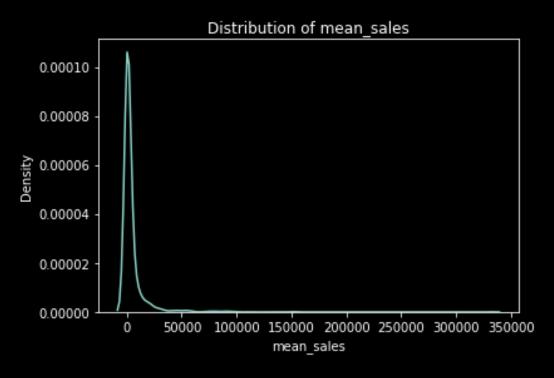
```
def Stepwise model(X,y):
   Stepmodels = pd.DataFrame(columns=["AIC","model"])
   tic = time.time()
   predictors = []
   Smodel_before = processSubset(X,y,predictors+['const'])['AIC']
   #변수 1~10개 : 0~9 -> 1~10
   for i in range(1, len(X.columns.difference(['const']))+1):
      Forward_result = foward(X=X, y=y, predictors=predictors) # constant added
     print('foward')
     Stepmodels.loc[i] = Forward result
      predictors = Stepmodels.loc[i]["model"].model.exog_names
      predictors = [ k for k in predictors if k != 'const']
      Backward_result = backward(X=X, y=y, predictors=predictors)
     if Backward result['AIC'] < Forward result['AIC']:
        Stepmodels.loc[i] = Backward result
        predictors = Stepmodels.loc[i]["model"].model.exog_names
        Smodel_before = Stepmodels.loc[i]["AIC"]
        predictors = [k for k in predictors if k != 'const']
        print('backward')
     if Stepmodels.loc[i]['AIC']>Smodel_before:
        break
      else:
        Smodel_before = Stepmodels.loc[i]["AIC"]
   toc = time.time()
   print("Total elapsed time:", (toc-tic), "seconds.")
   return(Stepmodels['model'][len(Stepmodels['model'])])
```

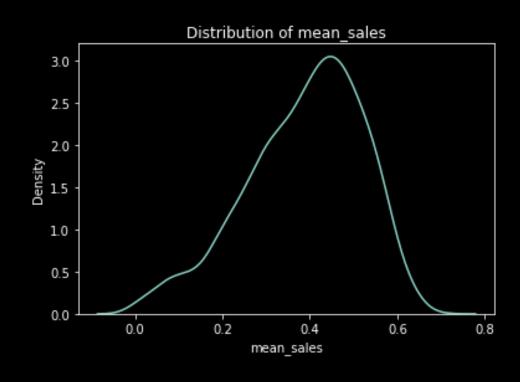
- 1. 전진선택법에서 사용한 forward 함수로 변수를 하 나씩 추가하며 시작
- 2. 후진소거법에서 사용한 backward 함수로 불필요한 변수를 제거
- 3. Forward와 backward가 반복되며, 더 이상 추가하 거나 제거할 것이 없으면 종료

가장 효율적인 방법으로 판단

분석 결과 및 해석

데이터 분석(1) – 회귀분석; 종속변수 : mean_sales





- 1) 종속변수로 사용할 mean_sales의 경우 초기 분포의 형태가 정규분포와 거리가 멀게 나왔으므로 로그변환을 통해 종속변수의 분포를 확인하였다.
- 2) 독립변수는 MinMaxScaler()를 통해 스케일링하였다.

데이터 분석(1) – 회귀분석; 종속변수 : mean_sales

3) 단계적 회귀분석 과정 중 빠른 속도와 효율을 가지고 있는 Stepwise 방법으로 회귀분석한 결과와 다른 방법과의 성능 비교 결과는 아래와 같다.

OLS Regression Results								
Dep. Variable:	: 1	mean_sale	es	R-squa	0.378			
Model	:	OL	.S Ad	j. R-squa	red:	0.374		
Method	: Le	ast Square	es	F-stati	stic:	95.45		
Date	: Thu, 2	28 Jan 202	21 Prob	(F-statis	stic): 4	.25e-154		
Time	:	13:24:0	06 Log	g-Likelih	ood:	729.07		
No. Observations:	:	157	79		AIC:	-1436.		
Df Residuals:	:	156	88		BIC:	-1377.		
Df Model:	:	1	10					
Covariance Type:	:	nonrobu	st					
		coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]	
,	ws_cnt	3.6207	0.659	5.491	0.000	2.327	4.914	
indec	indcd_p_yn		0.011	10.360	0.000	0.093	0.137	
indo	indcd_r_yn		0.012	7.638	0.000	0.070	0.118	
indec	d_q_yn	0.0882	0.015	6.037	0.000	0.060	0.117	
smbiz_yn_cnt		-1.5965	0.313	-5.096	0.000	-2.211	-0.982	
rpr_per_age_bin_	30to50	-1.4710	0.510	-2.883	0.004	-2.472	-0.470	
age1	0_ratio	0.2743	0.105	2.618	0.009	0.069	0.480	
found	_age_2	-0.3738	0.150	-2.493	0.013	-0.668	-0.080	
sme_loa	an_y_3	0.2004	0.112	1.781	0.075	-0.020	0.421	
sme_loa	an_y_1	0.1322	0.086	1.536	0.125	-0.037	0.301	
indec	d_o_yn	0	0	nan	nan	0	0	
	const	0.4201	0.005	86.399	0.000	0.411	0.430	
Omnibus:	33.943	Durbir						
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-l						
Skew:	-0.368	Prob(JB): 1.65e-08						
Kurtosis:	2.959		Cond. No	1.33e	+20			

4) 그러나 stepwise 방법으로도 의미가 중복되는 변수를 제거하지 못하는 등의 한계는 존재하게 된 다.

따라서 추출된 독립변수 중에서 의미를 가지는 변수를 추출하여 새로 회귀분석하는 과정이 필요하다.

	ALL	FO₩ARD	BACKWARD	STEPWISE
MSE	0.0238149	0.023641	0.023605	0.023641
RMSE	0.154321	0.153756	0.153639	0.153756
MAE	0.124646	0.124353	0.124016	0.124353

데이터 분석(1) – 회귀분석; 종속변수 : mean_sales

OLS Regression Results								
Dep. Variable	: n	nean_sale	es l	R-square	d (unce	entered):	0.	449
Model	:	OL	S Adj. I	R-square	0.	446		
Method	: Lea	st Square	es		14	42.4		
Date	: Thu, 2	8 Jan 202	21	Pi	rob (F-s	tatistic):	2.53e-	196
Time	:	13:24:0	16		Log-Lik	elihood:	-732	2.11
No. Observations	:	157	9			AIC:	14	482.
Df Residuals	:	157	0			BIC:	15	531.
Df Model	:		9					
Covariance Type	:	nonrobu	st					
		coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]	
inde	d_p_yn	0.4073	0.026	15.429	0.000	0.356	0.459	
indo	d_r_yn	0.2439	0.033	7.496	0.000	0.180	0.308	
indo	d_q_yn	0.1722	0.037	4.602	0.000	0.099	0.246	
sme_lo	an_y_6	1.1843	0.324	3.658	0.000	0.549	1.819	
indo	d_f_yn	0.1041	0.059	1.763	0.078	-0.012	0.220	
smbiz_	yn_cnt	-2.1537	0.466	-4.626	0.000	-3.067	-1.241	
rpr_per_age_	_bin_20	0.4271	0.256	1.665	0.096	-0.076	0.930	
sme_lo	an_y_3	0.7103	0.296	2.399	0.017	0.130	1.291	
rpr_per_age_bin_	50over	2.9788	0.474	6.281	0.000	2.049	3.909	
Omnibus:	288.504	Durbi	in-Watso	n:	0.777			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-	-Bera (JB): 72	4.898			
Skew:	-0.984		Prob(JB	3.89	e-158			
Kurtosis:	5.673		Cond. N	0.	40.0			

- 5) 변수를 다시 걸러내어 회귀분석한 결과는 다음과 같다.
- 6) 이 결과를 통해 격자별 매출에 영향을 미친 독립변수를 조사할 수 있었다.

(업종 p : 스포츠, 업종 r : 학문/ 교육, 업종 q : 음식, 업종 f : 생활서비스)의 경우 격자별 매출을 상승시킨 변수로 파악되고, 의외로 격자별 소상공인 수는 격자의 매출과 음의 상관관계를 보여 소상공인의 매출이 저조한 상황임을 알 수 있다.

또한 rpr_per_age_bin_(20,50)(카드 이용자 중 20대, 50대의 비율) 이 높은 구역일수록 매출이 높다는 해석을 할 수 있다.

분석 결과

- 격자 별 매출액의 평균값을 종속변수로 하여 나온 최종 분석결과는 크게 두가지로 나눌 수 있었다.
- 1. 카드 사용자 비율 20대와 50대 이상 카드사용자 비율이 매출액 변수와 양의 상관관계를 가짐

청년들이 창업을 할 시 20대와 50대이상을 주 고객 타겟층으로 설정 권장

2. 대출액 (1억 초과 ~ 2억 이하), (10억 초과) 변수가 매출액 변수와 양의 상관관계

대출액 부분은 용인시의 지원 예산과 관련된 문제임으로 주로 다루지 않음

데이터 분석(2) - 상관분석; 변수('mean_sales','indcd_p_yn','indcd_r_yn','indcd_q_yn','sme_loan_y_6','indcd_f_yn',

'smbiz_yn_cnt', 'rpr_per_age_bin_20', 'sme_loan_y_3', 'rpr_per_age_bin_50over')

mean_sales -	1.00	0.44	0.44	0.45	0.46	0.16	0.49	0.39	0.42	0.42	-1.0
indcd_p_yn -	0.44	1.00	0.38	0.41	0.32	0.16	0.45	0.34	0.39	0.30	- 0.9
indcd_r_yn -	0.44	0.38	1.00	0.42	0.43	0.17	0.52	0.42	0.43	0.43	- 0.8
indcd_q_yn -	0.45	0.41	0.42	1.00	0.48	0.10	0.56	0.45	0.47	0.46	- 0.7
sme_loan_y_6 -	0.46	0.32	0.43	0.48	1.00	0.13	0.78	0.61	0.67	0.67	- 0.6
indcd_f_yn -	0.16	0.16	0.17	0.10	0.13	1.00	0.23	0.15	0.19	0.26	- 0.5
smbiz_yn_cnt -	0.49	0.45	0.52	0.56	0.78	0.23	1.00	0.79	0.86	0.85	- 0.4
rpr_per_age_bin_20 -	0.39	0.34	0.42	0.45	0.61	0.15	0.79	1.00	0.71	0.62	- 0.3
sme_loan_y_3 -	0.42	0.39	0.43	0.47	0.67	0.19	0.86	0.71	1.00	0.62	- 0.2
rpr_per_age_bin_50over	0.42	0.30	0.43	0.46	0.67	0.26	0.85	0.62	0.62	1.00	
	mean_sales -	indcd_pyn -	indcd_r_yn -	indcd_q_yn -	sme_loan_y_6 -	indcd_f_yn -	smbiz_yn_cnt -	_per_age_bin_20 -	sme_loan_y_3 -	_age_bin_50over -	

- 7) 최종적으로 사용한 독립변수의 상관분석을 통해 종속 변수(격자별 매출 평균)과 음의 상관관계를 가지는 격자 내 소상공인 수(simbiz_yn_cnt)와 다른 독립변수간의 상 관관계를 알아보고자 하였다.
- 8) 격자 내 소상공인 수는 격자 내 카드사용 인구(20,50 대)와 강한 상관관계를 가지며 업종 q,r,p(음식점,학문/교육, 스포츠)과 약한 상관관계를 보여 소상공인들의 주창업 업종이 아닌 것으로 보인다.

따라서 소상공인과 격자 내 업종 존재 유무 데이터간의 상관관계를 통해 소상공인의 주 창업 업종과 이유를 유 추해보고자 하였다.

데이터 분석(2) - 상관분석; 변수('smbiz_yn_cnt', 'indcd_f_yn','indcd_l_yn', 'indcd_n_yn', 'indcd_p_yn','indcd_q_yn','indcd_r_yn')



ৣ9) 격자내 소상공인 수와 업종 (f,l,n,p,q,r) 간의 상관관계를 통 해 소상공인의 창업 경향을 알아본 결과

Q : 음식점, R :학문/교육 이 0.5 이상의 상관관계로 타 업종에 [®]비해 많이 창업하는 경향이 있는 것으로 보인다.

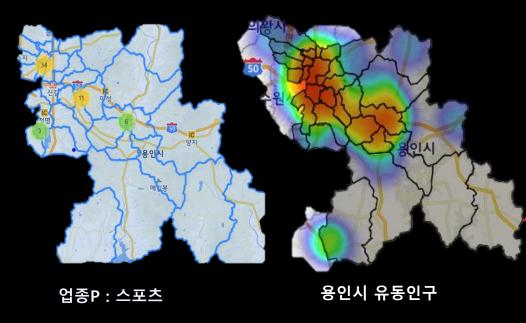
이전 회귀분석에서 알 수 있었던 것처럼 P,R,Q,F 업종이 용인 ^{□4}시 내의 매출과 양의 상관관계를 가짐에도 Q,R 업종에 많이 창 업하고 있는 경향이 있어 P(스포츠), F(생활서비스) 업종에의 창업을 격려하는 등의 활동이 필요하다.

특히 P(스포츠)는 회귀식에서도 높은 계수값(0.4073)을 가져 주목할 필요가 있고

결론 및 정책 제안

결론 및 정책 제안 (Y-스포츠 창업 정책)





해가 갈수록 국민생활체육 참여율은 증가하고 있다. 그러나 늘어나는 참여율에 비해 유동인구수가 많은 용인시의 기흥구, 수지구를 중심으로 체육센터가 타 업종에 비해 부족한 수준이다.

'창업진흥원 2019년 창업기업실태조사 통계자료'에 따르면 전국 개인사업체중 스포츠 업종 비율이 0.93%인데 이에 비해 용인은 0.13%수준이라는 점 역시 주목할 만하다.

결론 및 정책 제안 (Y-스포츠 창업 정책)

용인시가 경기도내 미래의 스포츠 산업 창업자에게 기회의 도시가 될 수 있으므로 다음의 정책을 제시하게 되었다. Y-스포츠 창업 정책

1) Y - 스포츠 창업 공모전

 스포츠 시설, 스포츠서비스 분야의 아이디어 공모전을 통해 좋은 아이디어를 가진 예비 창업자를 발굴하여 창업 자금을 지원한다.

2) 대학연계 스포츠창업 교육

- 현재 이공계열 위주인 대학연계 창업교육에 스포츠 창업 교육을 추가한다. (용인시 관.학 창업지원센터에서 지원하는 170개의 보육실수 중 74.8%가 이공계열 교육, 그 외 디자인교육으로 이루어져 있다.)

출처: https://www.yongin.go.kr/home/www/www_05/www_05_01/www_05_01_12/www_05_01_12_01.jsp

3) 용인시 플랫폼시티 도시개발사업 스포츠 산업단지 확보

2028년까지 준공될 예정인 용인시 플랫폼시티에 스포츠사업 창업자들이 상생할
 수 있는 다양한 스포츠 산업단지 조성

감사합니다.