Αλέξιος Φιλιππακόπουλος p3190212 Βασίλειος Δημόπουλος

t8190038

Data Warehousing and Data Mining

Για τις ανάγκες της συγκεκριμένης εργασίας αποφασίσαμε να χρησιμοποιήσουμε τα παρακάτω δύο datasets:

1) University Enrollment Dataset (Πηγή: <u>kaggle</u>)

Το dataset αυτό συγκεντρώνει δεδομένα εγγραφών σε επίπεδο πανεπιστημιακών ιδρυμάτων από το 1950 έως και το 2020. Επιπλέον, περιλαμβάνει πάνω από 17.000 ινστιτούτα σε πάνω από 180 χώρες. Τέλος, εκτός από τις εγγραφές, περιλαμβάνεται και ένα πλήθος άλλων χρήσιμων μεταβλητών που σχετίζονται με τα χαρακτηριστικά του κάθε ιδρύματος όπως περιγράφονται παρακάτω:

- 1) country: Name of country.
- 2) countrycode: Three-letter code outlined by ISO 3166.
- 3) region: Region in which the institution is currently situated.
- 4) income group: Income group, merged from the World Bank.
- 5) iau_id: Unique identifier for each institution from IAU's World Higher Education.
- 6) iau_id1: Unique identifier for each institution that was once separated but later merged.
- 7) eng name: Current name of university in English.

- 8) orig_name: Current name of university in Latin characters, as reported to IAU-WHED.
- 9) foundedyr: Year in which each institution was founded/established.
- 10) yrclosed: Year university closed, if closed and year known.
- 11) private01: Binary variable for private = 1, or public = 0 institution.
- 12) coordinates: GPS coordinates for each institution.
- 13) latitude: GPS coordinate representing the institution's latitude.
- 14) longitude: GPS coordinate representing the institution's longitude.
- 15) phd granting: Binary variable for the offering of a PhD degree.
- 16) m granting: Binary variable for the offering of a Masters degree.
- 17) b_granting: Binary variable for the offering of a Bachelor's degree.
- 18) divisions: Number of different faculties offered by each institution.
- 19) total fields: Number of degree programs offered by each institution.
- 20) unique_fields: Number of unique degree programs offered by each institution.
- 21) specialized: Binary variable if the institution has a list of words in its name: Arts, Theater, Music, Drama, Institute, or if it has less than three unique programs.
- 22) merger: Binary variable for if the university today the result of a merger in the past between multiple/other institutions is.
- 23) noiau: Binary variable (0/1) to identify if the university does not have an IAU ID on WHED.
- 24) year: Calendar year.

- 25) students5 interpolated: Raw or interpolated enrollment data.
- 26) students5_extrapolated: Extrapolated enrollment data.
- 27) students5_estimated: Raw, interpolated, or extrapolated values, fills in an estimated value for institutions that never reported any enrollments
- 2) Population by Country 2020: (Πηγή: <u>kaggle</u>)

Το dataset αυτό περιλαμβάνει πάνω από 200 χώρες καθώς και διάφορα στατιστικά στοιχεία που αφορούν τον πληθυσμό της κάθε μίας. Απαρτίζεται από 11 στήλες όπως περιγράφονται παρακάτω:

- 1) Country (or dependency): Name of country.
- 2) Population (2020): Population per country as of 2020.
- 3) Yearly Change: Population changes on a yearly level.
- 4) Net Change: Net change of the population.
- 5) Density: Density of the population.
- 6) Land Area: Land area in terms of square kilometers.
- 7) Migrants: Number of migrants.
- 8) Fert. Rate: Fertility/Growth rate of population.
- 9) Med. Age: Median/Average lifespan in the country.
- 10) Urban Pop %: Percentage of population in urban cities.
- 11) World Share: Population's contribution to the world's share

Data Manipulation

Παρατηρώντας τα datasets παρατηρήσαμε κάποιες ανωμαλίες στα δεδομένα τις οποίες και εξαλείψαμε χρησιμοποιώντας την Python ως ένα data manipulation step πριν την εισαγωγή των δεδομένων στο Data Warehouse.

Ξεκινάμε με το data manipulation του university dataset.

Αρχικά διαβάζουμε τα δεδομένα μας.

	df = pd df	.read_ex	cel('enrol	l.xlsx')										
Out[9]:		Unnamed: 0	country	countrycode	region	incomegroup	iau_id	iau_id1	eng_name	orig_name	foundedyr	divisions	total_fields	unique_
	0		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998	NaN	NaN	
	1		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998	NaN	NaN	
	2		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998	NaN	NaN	
	3		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998	NaN	NaN	
	4		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998	9.0	22.0	
	138347	161555	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-021853	IAU-021853-1	Zimbabwe Open University	(ZOU)	1993	NaN	NaN	
	138348	161556	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-021853	IAU-021853-1	Zimbabwe Open University	(ZOU)	1993	NaN	NaN	
	138349	161557	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-021853	IAU-021853-1	Zimbabwe Open University	(ZOU)	1993	6.0	40.0	
	138350	161558	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-024536	IAU-024536-1	Zimbabwe Ezekiel Gut University	(ZEGU)	2012	NaN	NaN	
	138351	161559	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-024536	IAU-024536-1	Zimbabwe Ezekiel Gut	(ZEGU)	2012	4.0	25.0	

Εφόσον οι στήλες eng_name, year, coordinates και country θα αποτελέσουν dimensions πρέπει να ελέγξουμε για τυχόν NaN τιμές.

```
In [26]: df['eng_name'].isna().sum(), df['year'].isna().sum(), df['coordinates'].isna().sum(), df['country'].isna().sum()
Out[26]: (0, 0, 0, 0)
```

Βλέπουμε πως τέτοιες τιμές δεν υπάρχουν.

Ωστόσο παρατηρούμε πως όσον αφορά τις στήλες phd_granting, m_granting και b_granting, τα δεδομένα είναι καταχωρημένα μόνο στην τελευταία εγγραφή κάθε πανεπιστημίου.

Με σκοπό να γεμίσουμε και τις υπόλοιπες εγγραφές δημιουργούμε μια λίστα unis που περιέχει κάθε πανεπιστήμιο που εμπεριέχεται στο dataset.

```
In [27]: unis = list(df['eng_name'].unique())
unis

'Herat University',
'Jawzjan University',
'Shaheed Rabbani Education University',
'Kabiver University Of Medical Sciences - Abu Ali Ibn Sina',
'Kabul Polytechnic University',
'Kandahar University',
'Carney University',
'Kateb University',
'Khatam Al-Nabieen University',
'Khuduz University',
'Maiwand Institute Of Higher Education',
'Maryam University',
'The Other University',
'Parkia University',
'Parkau University',
'Parwan University',
'Parwan University',
'Samangan Institute Of Higher Education',
'Shaikh 7aved University - Khost'
```

Έπειτα αποθηκεύουμε τα indexes που αντιστοιχούν σε κάθε πανεπιστήμιο σε μια λίστα indexes και για κάθε πανεπιστήμιο γεμίζουμε τις εγγραφές των τριών αυτών στηλών, phd_granting, m_granting και b_granting σύμφωνα με την εγγραφή του τελευταίου index.

Έτσι πετυχαίνουμε τον στόχο μας.

Επόμενο βήμα είναι να ελέγξουμε για τυχόν NaN τιμές στις στήλες αυτές.

```
In [31]: df['phd_granting'].isna().sum(), df['b_granting'].isna().sum(), df['m_granting'].isna().sum()
Out[31]: (0, 3264, 3264)
```

Παρατηρούμε ότι οι στήλες b_granting και m_granting έχουν τον ίδιο αριθμό NaN τιμών, κάτι που ίσως υποδηλώνει ότι αναφερόμαστε στα ίδια indexes. Για να το ελέγξουμε αυτό αποθηκεύουμε τα indexes των NaN τιμών κάθε στήλης σε μία λίστα (bachelor_nans και master_nans).

```
In [32]: backelor_nans = list(df[df['b_granting'].isna()].index)
backelor_nans

7893,
7894,
7895,
7921,
7922,
7923,
7924,
7986,
7987,
7988,
7989,
7990,
7991,
7992,
7993,
7994,
7995,
7995,
7996,
7997,
8002.
```

Κάνουμε έλεγχο των στοιχείων της κάθε λίστας και πράγματι αναφερόμαστε στα ίδια indexes.

```
In [34]: if all(item in bachelor_nans for item in master_nans):
    print("The lists have the same elements")
else:
    print("The lists do not have the same elements")

The lists have the same elements
```

Επομένως αποφασίζουμε να γεμίσουμε τις εγγραφές αυτές με 0.

```
In [35]: df.loc[bachelor_nans[:], 'b_granting'] = 0
df.loc[bachelor_nans[:], 'm_granting'] = 0
```

Τέλος, κάνουμε export το αρχείο σε μορφή xlsx.

```
In [36]: df['phd_granting'].isna().sum(), df['b_granting'].isna().sum(), df['m_granting'].isna().sum()
Out[36]: (0, 0, 0)
```

Ύστερα έχουμε το data manipulation του population dataset.

Ομοίως ξεκινάμε με το να διαβάσουμε τα δεδομένα.

рор	od.read_csv('popul	ation.csv')									
	Country (or dependency)	Population (2020)	Yearly Change	Net Change	Density (P/Km²)	Land Area (Km²)	Migrants (net)	Fert. Rate	Med. Age	Urban Pop %	World Share
0	China	1440297825	0.39 %	5540090	153	9388211	-348399.0	1.7	38	61 %	18.47 %
	India	1382345085	0.99 %	13586631	464	2973190	-532687.0	2.2	28	35 %	17.70 %
2	United States	331341050	0.59 %	1937734	36	9147420	954806.0	1.8	38	83 %	4.25 %
3	Indonesia	274021604	1.07 %	2898047	151	1811570	-98955.0	2.3	30	56 %	3.51 %
4	Pakistan	221612785	2.00 %	4327022	287	770880	-233379.0	3.6		35 %	2.83 %
230	Montserrat	4993	0.06 %		50	100	NaN	N.A.	N.A.	10 %	0.00 %
231	Falkland Islands	3497	3.05 %	103		12170	NaN	N.A.	N.A.	66 %	0.00 %
232	Niue	1628	0.68 %			260	NaN	N.A.	N.A.	46 %	0.00 %
233	Tokelau	1360	1.27 %		136	10	NaN	N.A.	N.A.	0 %	0.00 %
234	Holy See	801	0.25 %		2003		NaN	N.A.	N.A.	N.A.	0.00 %

Out[73]:														
	·	Jnnamed: 0	country	countrycode	region	incomegroup	iau_id	iau_id1	eng_name	orig_name	foundedyr	divisi	ons total_fields	uniq
	0		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998		NaN NaN	
			afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998		NaN NaN	
	2		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998		NaN NaN	
	3		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998		NaN NaN	
	4		afghanistan	AFG	South Asia	Low income	IAU-000810	IAU-000810-1	Alberoni University	Alberoni University	1998		9.0 22.0	
	138347	161555	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-021853	IAU-021853-1	Zimbabwe Open University	(ZOU)	1993		NaN NaN	
	138348	161556	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-021853	IAU-021853-1	Zimbabwe Open University	(ZOU)	1993		NaN NaN	
	138349	161557	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-021853	IAU-021853-1	Zimbabwe Open University	(ZOU)	1993		6.0 40.0	
	138350	161558	zimbabwe	ZWE	Sub- Saharan Africa	Lower middle income	IAU-024536	IAU-024536-1	Zimbabwe Ezekiel Gut University	(ZEGU)	2012		NaN NaN	

Παρατηρούμε ότι οι χώρες στο population dataset ξεκινάνε με κεφαλαίο γράμμα ενώ στο university dataset όχι. Αυτό θα είναι ένα πρόβλημα που πρέπει να λάβουμε υπ' όψη. Επόμενο βήμα είναι να δούμε αν όλες οι χώρες του university dataset εμπεριέχονται στο population dataset.

Για να το επιτύχουμε αυτό αποθηκεύουμε σε δύο λίστες country_pop και country_enroll τις διαφορετικές χώρες που περιέχει κάθε dataset. Βλέπουμε ότι το population dataset έχει 235 χώρες ενώ το university dataset 194.

Στην συνέχεια κάνουμε την σύγκριση μετατρέποντας τα γράμματα σε πεζά και βλέπουμε ότι υπάργουν 167 κοινές χώρες και 68 μη κοινές.

```
In [74]: countries_pop = list(pop['Country (or dependency)'].unique())
Out[74]: 235
In [75]: countries_enroll = list(df['country'].unique())
Out[75]: 194
In [76]: common_elements = set([c.lower() for c in countries_pop]).intersection([c.lower() for c in countries_enroll])
Out[76]: 167
In [77]: non_common_elements = set([c.lower() for c in countries_pop]).difference([c.lower() for c in countries_enroll])
Out[77]: 68
```

Έπειτα από διεξοδική ανάλυση των δεδομένων βρήκαμε ότι οι παρακάτω χώρες εμπεριέχονται και στα δύο datasets αλλά με διαφορετικά ονόματα. Συνεπώς τις μετατρέψαμε στην μορφή που απαντώνται στο dataset των universities.

```
In [78]: for ind in pop.index:
    if pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Bahamas';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Hong Kong';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == "Hong Kong';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == "Cote d'Ivoire";
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == "Cote d'Ivoire";
        elif pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == "Cote d'Ivoire";
        elif pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Czech Republic (Czechia)';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Czech Republic (Czechia)';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Taeroe Islands';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Taeroe Islands';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Myngyzstan';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Myngyzstan';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Suinea-Bissau';
        elif pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Guinea-Bissau';
        elif pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Jaussa';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Bussia';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Bussia';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Suint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Saint Kitts & Nevis';
        pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == Saint Kitts & Nevis';
```

```
elif pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Sao Tome & Principe':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Slovakia':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Slovakia':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Syria':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Syria':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Gambia':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Gambia':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Timor-Leste':
    pop.loc[ind, 'Country (or dependency)'] == 'Timor-Leste':
```

Στην συνέχεια μετατρέψαμε όλες τις χώρες του population dataset ώστε να είναι γραμμένες με πεζά γράμματα.

```
In [79]: pop['Country (or dependency)'] = pop['Country (or dependency)'].apply(lambda x: x.lower())
```

Επόμενο βήμα ήταν να εντοπίσουμε τις υπόλοιπες χώρες που δεν βρισκόντουσαν στο population dataset και αναζητώντας τον πληθυσμό τους το 2020 στο διαδίκτυο να δημιουργήσουμε εγγραφές στο population dataset.

```
In [80]:

| Newrows = [
| Country (or dependency)': 'congo, dem rep', 'Population (2020)': 89560000, 'Yearly Change': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Fert. Rate': None, 'Med. Age': None, 'Urban Pop %': None, 'Morld Share': None}, 'Yearly Change': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Hed. Age': None, 'Urban Pop %: None, 'World Share': None}, 'World Share': None, 'Migrants (net)': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Fert. Rate': None, 'Net Age': None, 'Urban Pop %: None, 'Nurld Share': None}, 'Yearly Change': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Migrants (net)': None, 'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None, 'Migrants (net)'
```

```
{'Country (or dependency)' : 'korea, rep', 'Population (2020)': 51840000, 'Yearly Change': None,
    'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None,
    'Fert. Rate': None, 'Med. Age': None, 'Urban Pop %': None, 'World Share': None},

{'Country (or dependency)': 'palestine', 'Population (2020)': 4800000, 'Yearly Change': None,
    'Net Change': None, 'Density (P/Km²)': None, 'Land Area (Km²)': None, 'Migrants (net)': None,
    'Fert. Rate': None, 'Med. Age': None, 'Urban Pop %': None, 'World Share': None},

]

pop = pop.append(newrows, ignore_index=True)
```

Τέλος ξανακάνοντας τον έλεγχο παρατηρούμε ότι πλέον τα δύο datasets εμπεριέχουν τις ίδιες χώρες.

```
In [81]: countries_pop = list(pop['Country (or dependency)'].unique())
Out[81]: 245

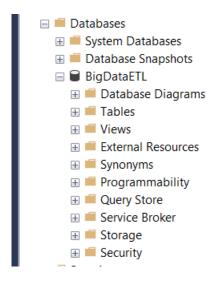
In [82]: countries_enroll = list(df['country'].unique())
len(countries_enroll)
Out[82]: 194

In [83]: common_elements = set(countries_enroll).intersection(countries_pop)
len(common_elements)
Out[83]: 194

In [84]: pop.to_excel('country_populations.xlsx', index=False)
```

Data Warehousing

Ξεκινήσαμε με την δημιουργία της βάσης δεδομένων στο Microsoft SQL Server Management Studio.

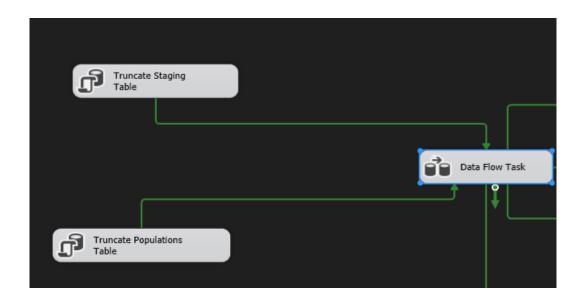


Έπειτα δημιουργήσαμε ένα Data Flow Task όπου έχουμε δύο Excel Sources που εμπεριέχουν τα δύο datasets και δύο SQL Server Destinations με προορισμό την βάση μας. Έτσι δημιουργούμε τον πίνακα staging με τα στοιχεία του university dataset και ένα πίνακα country_populations με τα στοιχεία του population dataset.

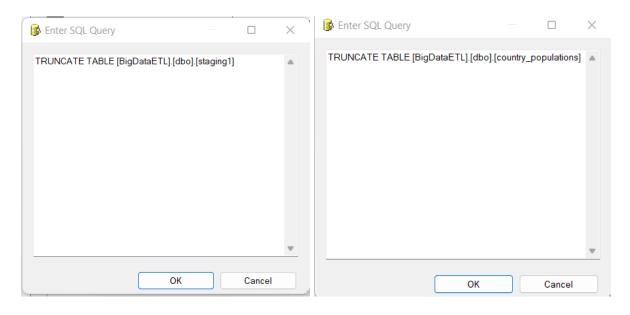


LocalHost.BigDataETL	▼	New
Use a table or view:		
■ [staging1]	~	New
Preview		
Connection manager:		
ocalHost.BigDataETL	—	New
		ivev
lse a table or view:		
[country_populations]	~	New
Preview		

Επόμενο βήμα ήταν η δημιουργία δύο Execute SQL Task τα οποία συνδέσαμε με το παραπάνω Data Flow Task. Σκοπός τους είναι να κάνουν truncate τους δύο πίνακες που δημιουργήσαμε παραπάνω για να αποφεύγεται η επανειλημμένη εισαγωγή στοιχείων σε αυτούς χωρίς την διαγραφή των προηγούμενων εγγραφών.

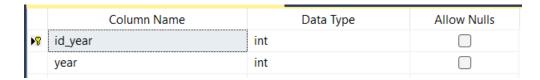


Τα SQL Queries που περιέχονται είναι τα παρακάτω.



Αμέσως μετά ασχοληθήκαμε με τα dimensions. Δημιουργήσαμε τέσσερα dimensions με βάση τις στήλες year, coordinates, eng_name και country. Αρχικά δημιουργήσαμε έναν πίνακα για κάθε dimension:

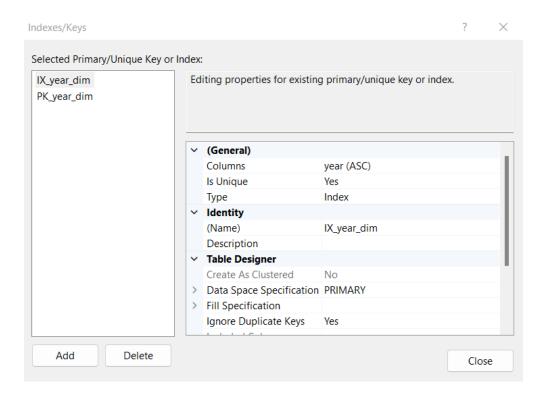
1) Year Dimension



Ορίσαμε ως primary key την στήλη id_year η οποία δεν πρέπει να δέχεται null τιμές ενώ είναι integer και αυξάνεται κατά 1 κάθε φορά.



Τέλος, ορίσαμε ένα index για την στήλη year δηλώνοντας ότι δέχεται μοναδικές τιμές και πρέπει να κάνει ignore διπλότυπες τιμές. Εφόσον με βάση την στήλη αυτή θα παίρνει τιμές η στήλη id year.



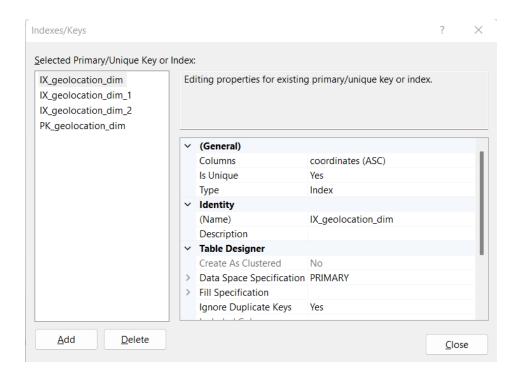
2) Geolocation Dim:

	Column Name	Data Type	Allow Nulls
₽₽	geolocation_id	int	
	coordinates	nvarchar(255)	$\overline{\checkmark}$
	latitude	float	$\overline{\checkmark}$
	longitude	float	$\overline{\checkmark}$

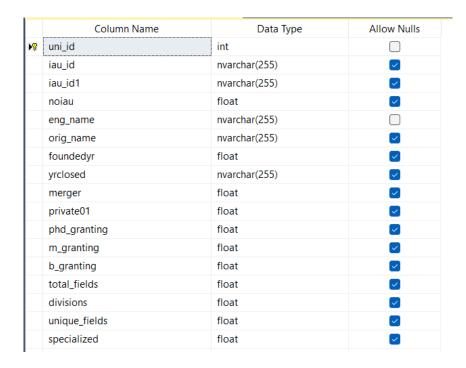
Ορίσαμε ως primary key την στήλη geolocation_id η οποία δεν πρέπει να δέχεται null τιμές ενώ είναι integer και αυξάνεται κατά 1 κάθε φορά.

~	Identity Specification	Yes
	(Is Identity)	Yes
	Identity Increment	1
	Identity Seed	1
		3.6

Τέλος, ορίσαμε τρία indexes, ένα για κάθε στήλη, παρόλο που επιτρέπουμε null τιμές ξέρουμε ότι δεν θα δεχτούμε τέτοιες λόγω του data manipulation. Επιπλέον μπορούμε να δηλώσουμε ότι όλες δέχονται μοναδικές τιμές (διότι είναι αδύνατον δύο πανεπιστήμια να μοιράζονται τις ίδιες γεωγραφικές συντεταγμένες). Συνεπώς με βάση τις στήλες αυτές θα παίρνει τιμές η στήλη geolocation id.



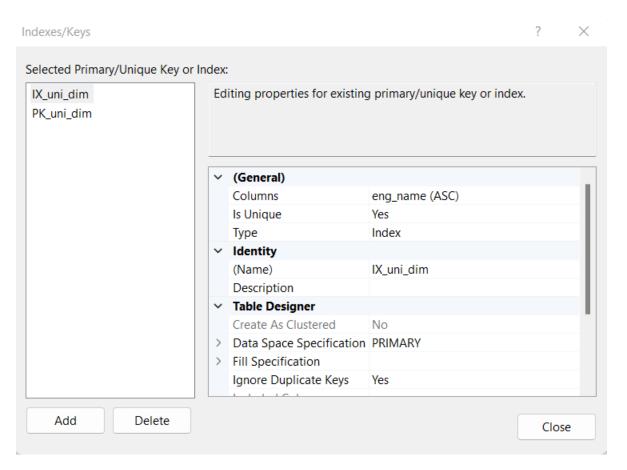
3) University Dimension:



Ορίσαμε ως primary key την στήλη uni_id η οποία δεν πρέπει να δέχεται null τιμές ενώ είναι integer και αυξάνεται κατά 1 κάθε φορά.

~	Identity Specification	Yes
	(Is Identity)	Yes
	Identity Increment	1
	Identity Seed	1

Τέλος, ορίσαμε ένα index για την στήλη eng_name δηλώνοντας ότι δέχεται μοναδικές τιμές και πρέπει να κάνει ignore διπλότυπες τιμές. Εφόσον με βάση την στήλη αυτή θα παίρνει τιμές η στήλη uni_id.



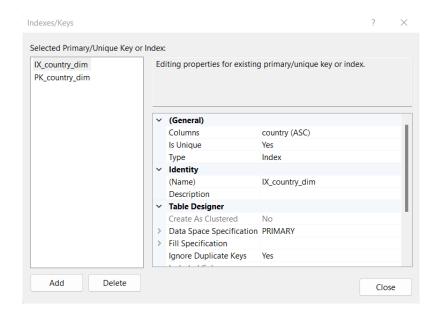
4) Country Dimension:

	Column Name	Data Type	Allow Nulls
₽¥	country_id	int	
	country	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$
	countrycode	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$
	region	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$
	incomegroup	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$
	population	float	$\overline{\mathbf{v}}$
	median_age	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$
	urban_pop_percentage	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$
	world_share	nvarchar(255)	$\overline{\mathbf{v}}$

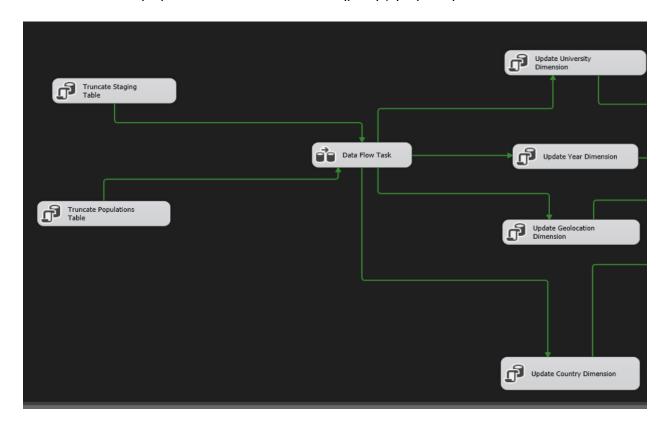
Ορίσαμε ως primary key την στήλη country_id η οποία δεν πρέπει να δέχεται null τιμές ενώ είναι integer και αυξάνεται κατά 1 κάθε φορά.



Τέλος, ορίσαμε ένα index για την στήλη country δηλώνοντας ότι δέχεται μοναδικές τιμές και πρέπει να κάνει ignore διπλότυπες τιμές. Επιπλέον παρόλο που επιτρέπουμε null τιμές ξέρουμε ότι δεν θα δεχτούμε τέτοιες λόγω του data manipulation. Συνεπώς με βάση την στήλη αυτή θα παίρνει τιμές η στήλη uni id.



Εν συνεχεία δημιουργήσαμε τέσσερα Execute SQL Task, ένα για κάθε dimension, τα οποία και συνδέσαμε με το Data Flow Task που δημιουργήσαμε παραπάνω.



Σκοπός αυτών των tasks είναι η ενημέρωση / γέμισμα των πινάκων που αφορούν τα dimensions.

1) Update University Dimension

Ο παρακάτω κώδικας εισάγει τις ανάλογες τιμές στον πίνακα του University Dimension.

INSERT INTO university_dim (iau_id, iau_id1, eng_name, orig_name, foundedyr, yrclosed, private01, merger, noiau, phd_granting, m_granting, b_granting, divisions, total_fields, unique_fields, specialized)

SELECT iau_id, iau_id1, eng_name, orig_name, foundedyr, yrclosed, private01, merger, noiau,

phd_granting, m_granting, b_granting, divisions, total_fields, unique_fields, specialized FROM staging1

2) Update Year Dimension

Ο παρακάτω κώδικας εισάγει τις ανάλογες τιμές στον πίνακα του Year Dimension.

INSERT INTO year_dim (year) SELECT DISTINCT year FROM staging 1 WHERE year IS NOT NULL

3) Update Geolocation Dimension

Ο παρακάτω κώδικας εισάγει τις ανάλογες τιμές στον πίνακα του Geolocation Dimension.

INSERT INTO geolocation_dim (coordinates, latitude, longitude)
SELECT coordinates, latitude, longitude FROM staging1

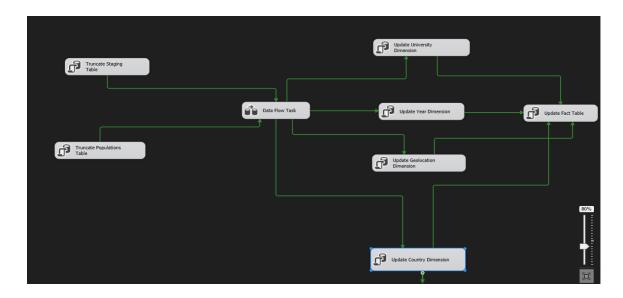
4) Update Country Dimension

Ο παρακάτω κώδικας εισάγει τις ανάλογες τιμές στον πίνακα του Country Dimension.

INSERT INTO country_dim(country, countrycode, region, incomegroup, population, median_age, urban_pop_percentage, world_share)
SELECT country, countrycode, region, incomegroup, population, median_age, urban_pop_percentage, world_share FROM staging1
INNER JOIN country_populations
ON staging1.country = country_populations.country_name

Αφότου γεμίσουν οι πίνακες των dimensions, μένει η δημιουργία του fact table.

Έτσι δημιουργούμε ένα ακόμα Execute SQL Task το οποίο συνδέεται με καθένα από τα Execute SQL Task που αφορούν τα dimensions.

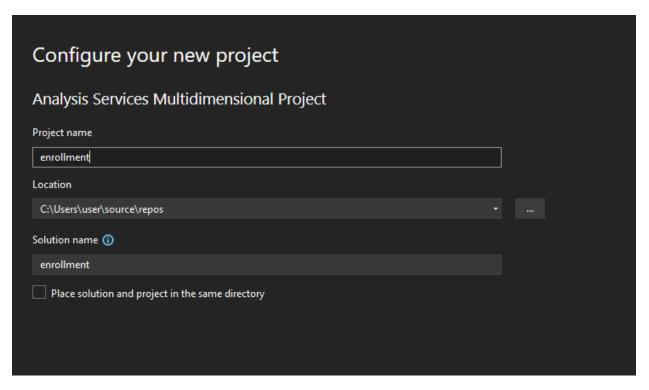


Με το task αυτό δημιουργούμε το fact table χρησιμοποιώντας τον παρακάτω κώδικα και ολοκληρώνοντας το Warehousing Phase της εργασίας.

```
INSERT INTO [BigDataETL].[dbo].[fact](geolocation, country,
year, university, enrollments)
SELECT
[geolocation_dim].[geolocation_id] AS [geolocation],
[country_dim].[country_id] AS [country],
[year_dim].[id_year] AS [year],
[uni_dim].[uni_id] AS [university],
[BigDataETL].[dbo].[staging1].[students5_estimated]
FROM [BigDataETL].[dbo].[staging1]
INNER JOIN [BigDataETL].[dbo].[geolocation_dim] ON
[staging1].[coordinates] = [geolocation_dim].[coordinates]
INNER JOIN [BigDataETL].[dbo].[country_dim] ON [staging1].
[country] = [BigDataETL].[dbo].[country_dim].[country]
INNER JOIN [BigDataETL].[dbo].[year_dim] ON [staging1].
[year] = [year_dim].[year]
INNER JOIN [BigDataETL].[dbo].[uni_dim] ON [staging1].
[eng_name] = [uni_dim].[eng_name];
```

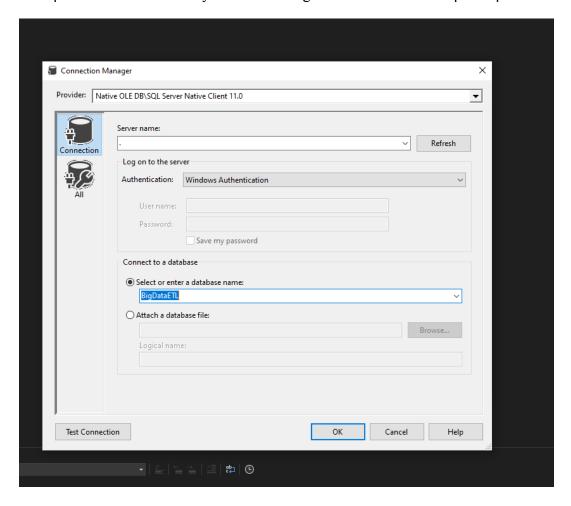
Cubes

Για να δημιουργήσουμε τον κύβο τον δεδομένων μας αρχικά στο Visual Studio θα δημιουργήσουμε ένα Analysis Services Multidimensional Project.

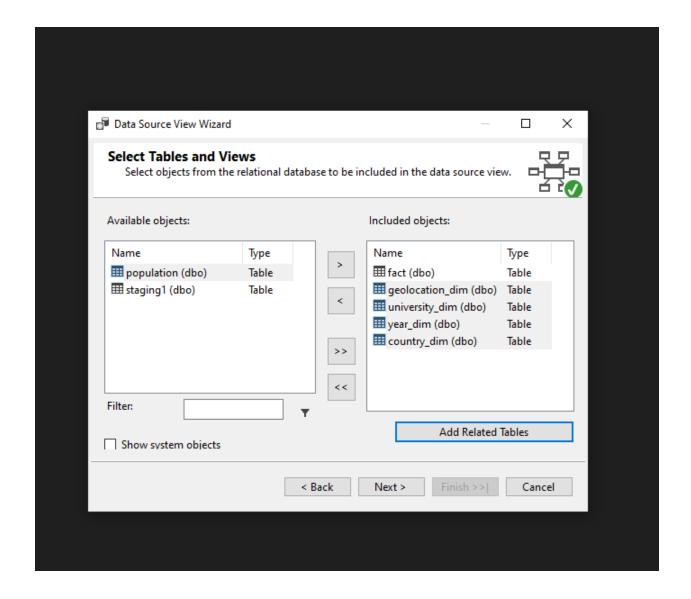


Όταν το ανοίξουμε μπορούμε να δούμε στο δεξιό πλαίσιο στο Solution Explorer, τα Data Sources, τα Data Source Views και τα Cubes που θέλουμε να ορίσουμε.

Ξεκινώντας με τα Data Sources πατάμε δεξί κλικ και new Data Source και βάζουμε ως νέα σύνδεση τον local server και ως database το BigDataETL και το αποθηκεύουμε.

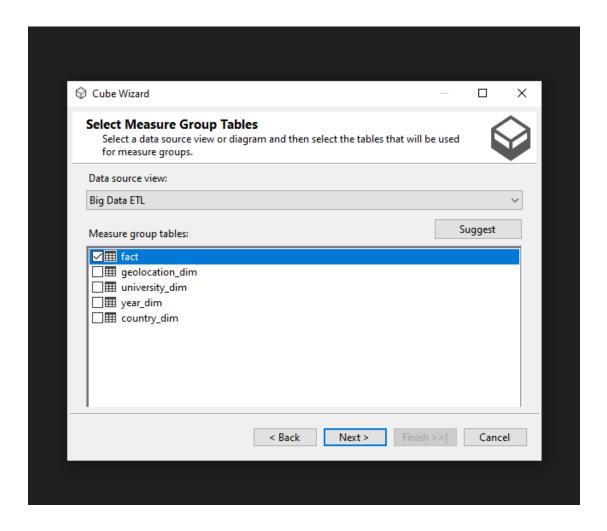


Στην συνέχεια ορίζουμε τα Data Source Views. Πατάμε new Data Source Views, επιλέγουμε στον wizard το data source που ορίσαμε πάνω και μεταφέρουμε το fact table και τα dimension tables και αποθηκευουμε.

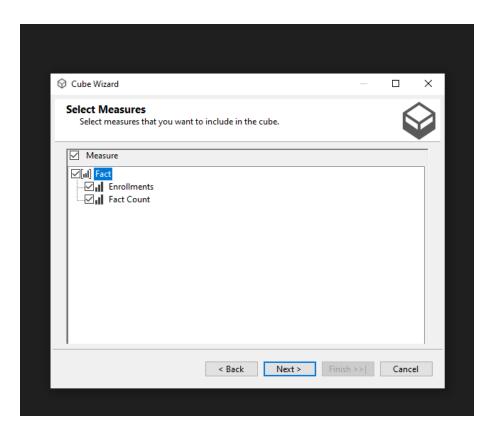


Το επόμενο βήμα είναι η δημιουργία του κύβου. Πατάμε create new cube και μπαίνουμε στον wizard.

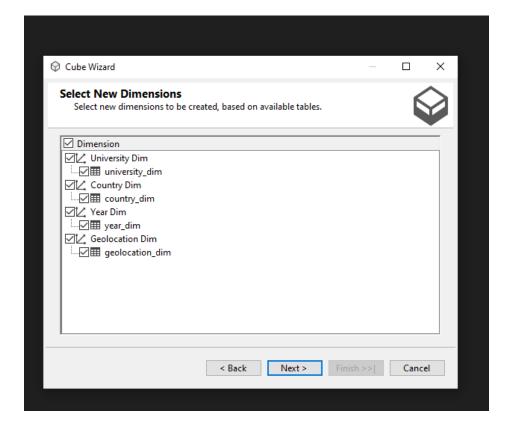
Στην πρώτη σελίδα επιλέγουμε το table που περιέχει τα measures, δηλαδή το fact table.



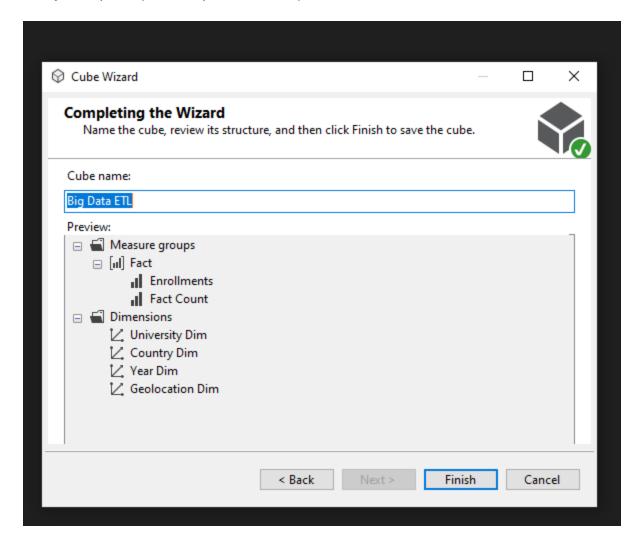
Στην συνέχεια επιλέγουμε τα measures που θέλουμε να μετράει ο κύβος μας, δηλαδή τα enrollments και τα counts.



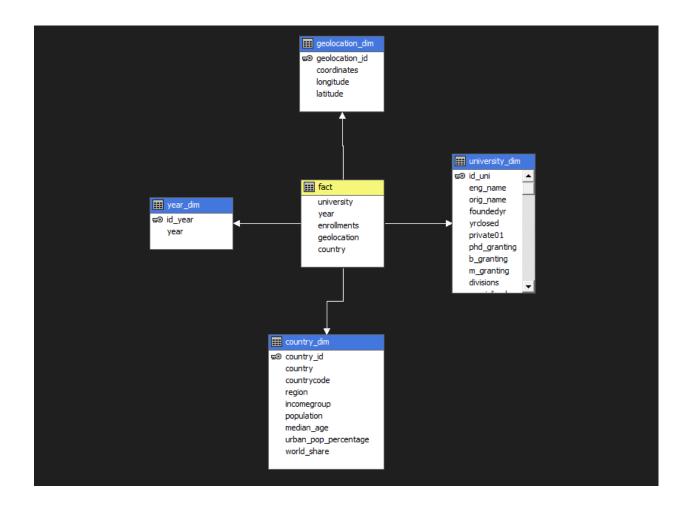
Μετά επιλέγουμε τα dimension table μας.



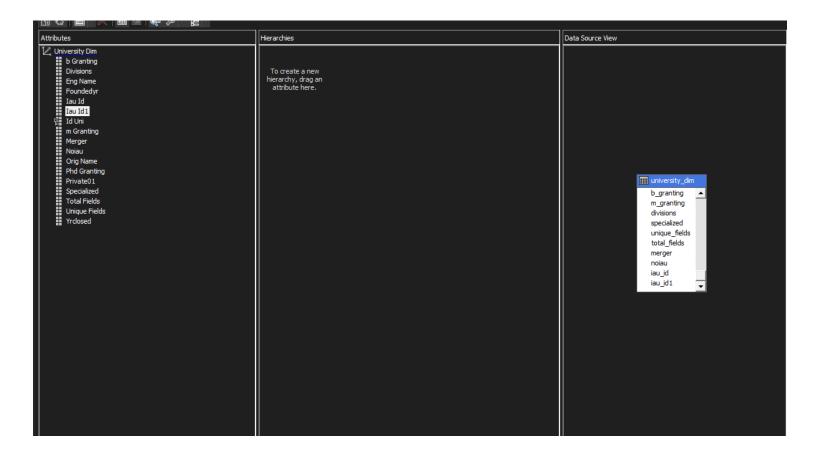
Τέλος αποθηκεύουμε τον κύβο και κλείνουμε τον wizard.



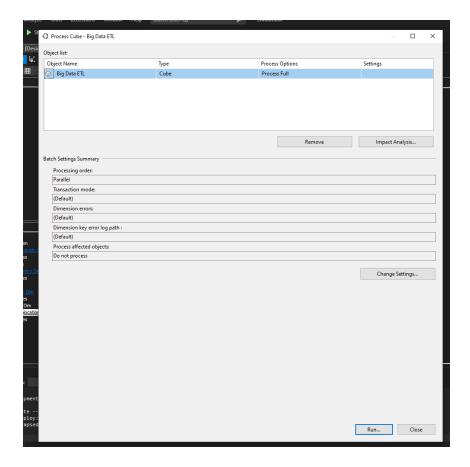
Επιστρέφοντας στο cube structure παρατηρούμε ότι το Visual Studio δημιούργησε το star schema μας.



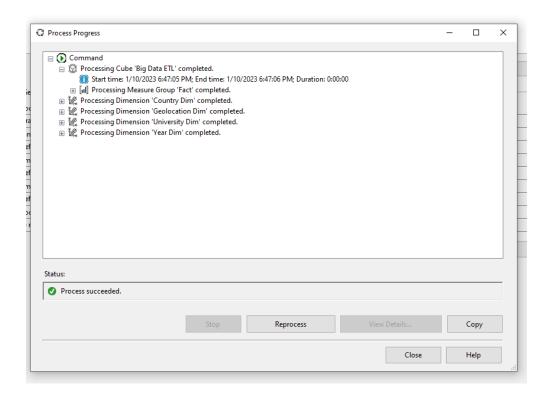
Πριν κάνουμε process τον κύβο πρέπει να προσθέσουμε στα dimensions μας τα υπόλοιπα attributes εκτός από το id του dimension, για να έχουμε πρόσβαση σε αυτά στη συνέχεια στον browser. Αυτό κάνουμε παρακάτω για το university dimension και αντίστοιχα για τα υπόλοιπα.



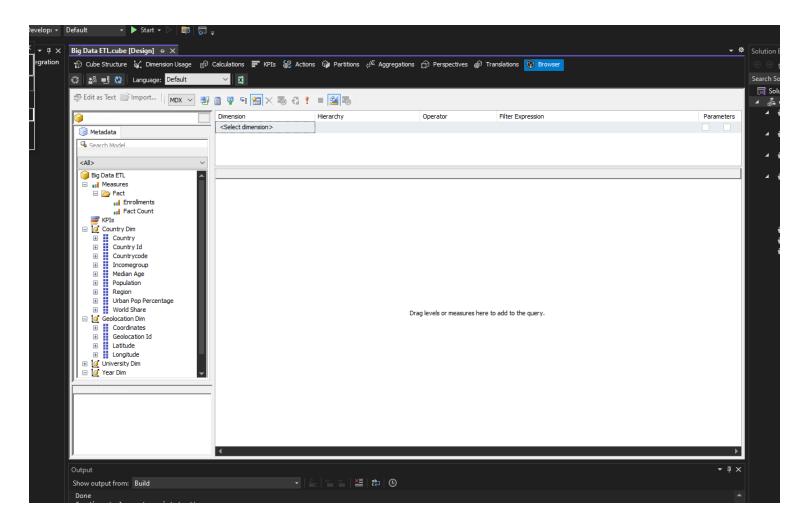
Και τώρα είμαστε έτοιμοι να κάνουμε process τον κύβο πατώτας το κουμπί "process" ανοίγει το αντίστοιχο dialog μετά από επιτυχές deployment.



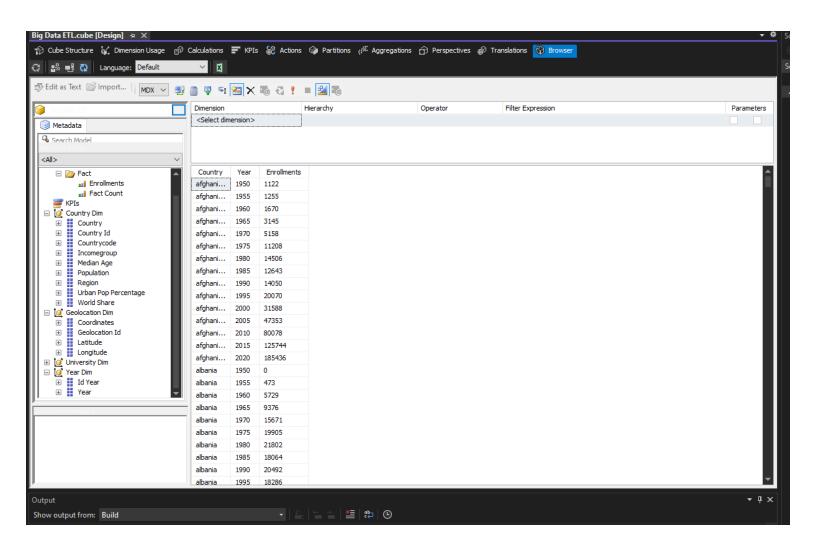
Πατάμε run για να τρέξει ο κύβος μας.



Ο κύβος δημιουργήθηκε με επιτυχία. Πηγαίνοντας στο Browser μπορούμε να δούμε όλες τις επιλογές που υπάρχουν ώστε να κάνουμε queries και aggregations.



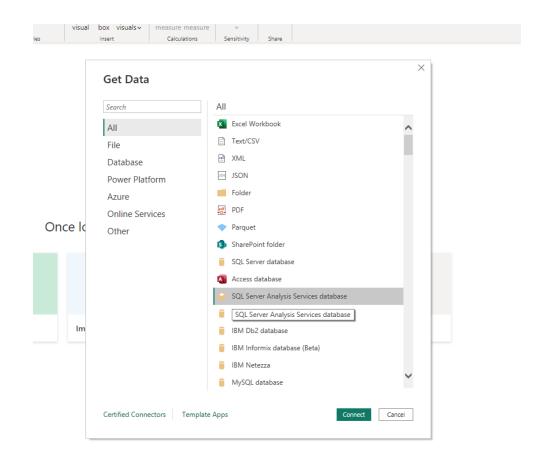
Τοποθετώντας τα attributes year και country και το measurement enrollments παίρνουμε τα συνολικά enrollments ανα χρονιά και χώρα και ξέρουμε ότι ο κύβος μας λειτουργεί επιτυχώς.



Data Visualization

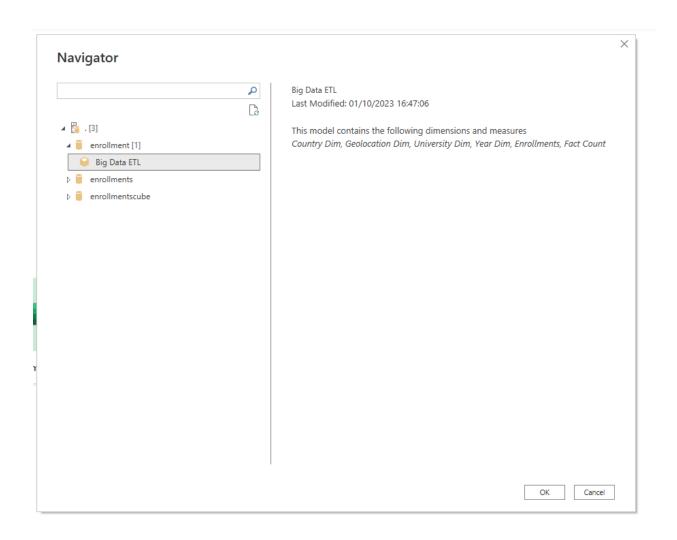
Μετά την δημιουργία του κύβου χρησιμοποιήθηκε το PowerBI για την δημιουργία dashboard και visualizations.

Πρώτα έγινε η σύνδεση του PowerBI Desktop με το Analysis Services Project μας και συγκεκριμένα τον κύβο μας.

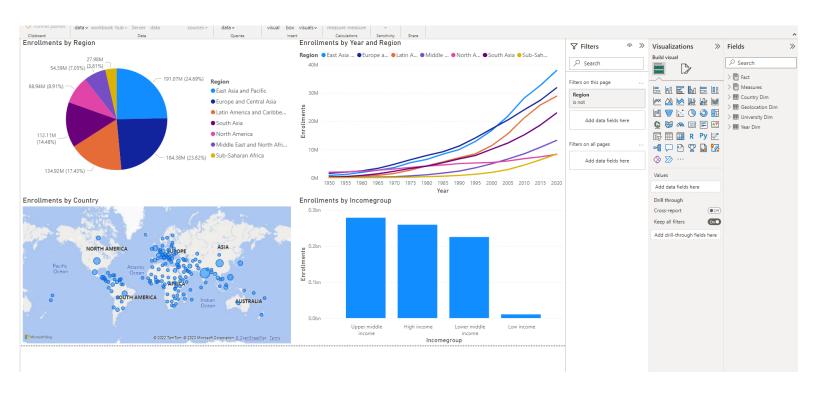




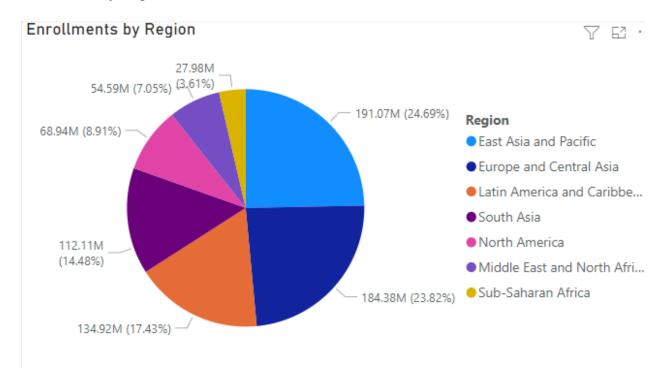
Get data from another source \rightarrow



Στην συνέχεια δημιουργήσαμε το παρακάτω dashboard με τα visualization μας.



Enrollments by Region



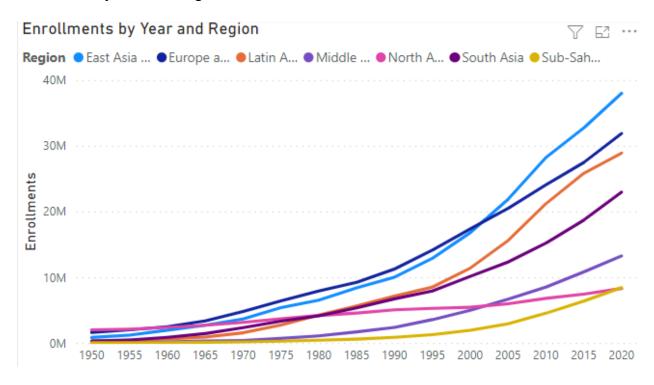
Στον παραπάνω pie chart μπορούμε να δούμε το ποσοστό των συνολικών enrollments για κάθε region (Ανατολική Ασία και Ειρηνικός, Ευρώπη και Κεντρική Ασία κλπ).

Enrollments by country



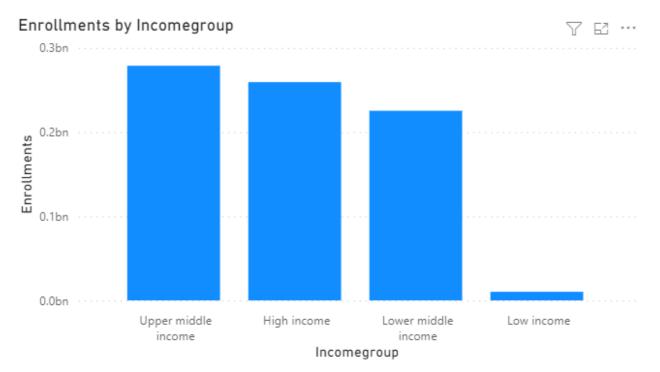
Στον παραπάνω χάρτη παρατηρούμε την τοποθεσία κάθε χώρας, σε κάθε κουκίδα και το σύνολο των enrollments της χώρας αυτής, με το μέγεθος της κουκίδας.

Enrollments by Year and Region



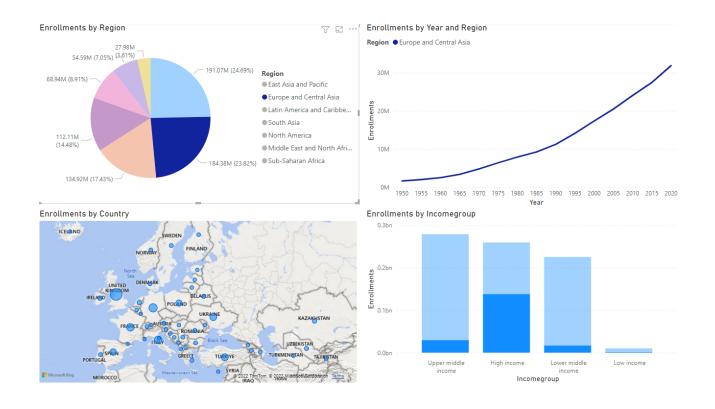
Στο παραπάνω line chart παρατηρούμε την αύξηση των enrollments ανά 5ετία για κάθε region.

Enrollments by income group

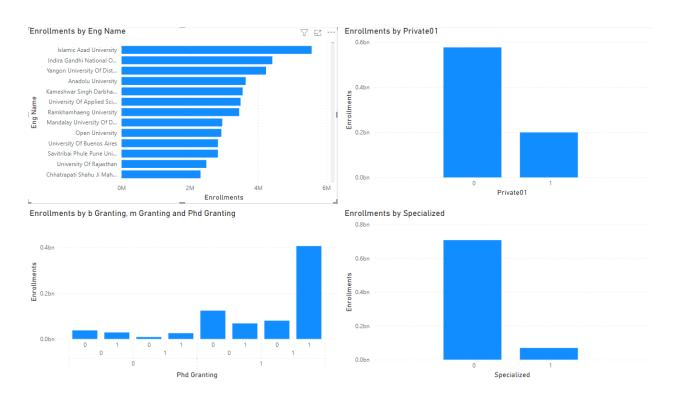


Στο παραπάνω column chart παρατηρούμε το σύνολο των enrollments παγκοσμίως ανά income group.

Κάνοντας κλικ σε ένα region ή μια χώρα, μπορούμε να δούμε τα δεδομένα αυτά μόνο για αυτή.



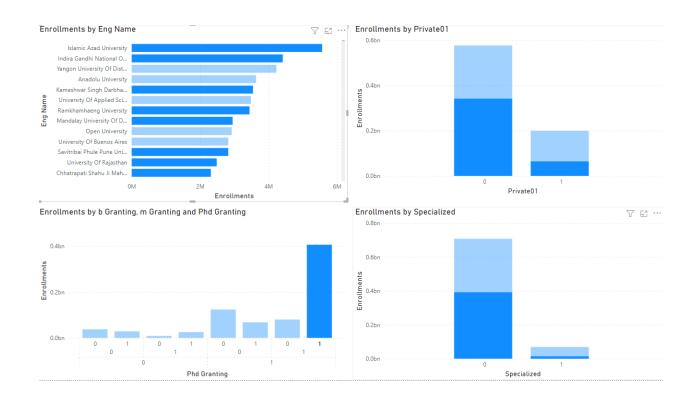
Στο δεύτερο dashboard φαίνονται visualization με πληροφορίες για τα πανεπιστήμια.



Στο πάνω αριστερά σχήμα βλέπουμε σε bar chart τα top πανεπιστήμια παγκοσμίως σε enrollments.

Στα άλλα 3 column charts βλέπουμε τα enrollments ανάλογα με το αν είναι ιδιωτικά ή όχι, τι παροχές έχουν σε πτυχία (phd, bachelors, masters) και άμα είναι ειδικευμένα ή όχι. Επιλέγοντας ένα από αυτά τα χαρακτηριστικά, μπορούμε επίσης να δούμε ποια από τα πανεπιστήμια βρίσκονται σε αυτές τις κατηγορίες.

Για παράδειγμα παρακάτω φαίνονται τα πανεπιστήμια που παρέχουν και τους 3 τύπους grandings.



Data Mining Tasks

1. Decision Tree

Αρχικά θέλαμε να δούμε με ποιον τρόπο επηρεάζουν τα grantings, τα departments και τα fields τον αριθμό των enrollments για ένα πανεπιστήμιο.

Αρχικά έγινε ένα group by για κάθε πανεπιστήμιο, κρατώντας τον μέσο όρο των enrollments για όλες τις χρονιές.

S.,	-	F 1	4.1	

	eng_name	region	incomegroup	private01	phd_granting	b_granting	divisions	total_fields	unique_fields	specialized	merger	students5_estimated
0	17 August 1945 University Cirebon	East Asia and Pacific	Upper middle income	1	0	1	6	15	15	0	0	833.750000
1	17 August 1945 University Jakarta	East Asia and Pacific	Upper middle income	1	1	1	5	14	14	0	0	1765.846154
2	17 August 1945 University Samarinda	East Asia and Pacific	Upper middle income	1	0	1	6	17	16	0	0	830.166667
3	17 August 1945 University Semarang	East Asia and Pacific	Upper middle income	1	1	1	7	37	33	0	0	8214.555556
4	17 August 1945 University Surabaya	East Asia and Pacific	Upper middle income	1	1	1	6	23	23	0	0	4378.846154
15421	Ollege For Applied Medical Sciences	Middle East and North Africa	High income	1	0	1	4	5	5	0	0	4163.750000
15422	♦♦♦Buraydah College Of Administrative Sciences	Middle East and North Africa	High income	1	0	1	4	5	5	0	0	4499.333333
15423	Ollege Of Dentistry And Pharmacy	Middle East and North Africa	High income	1	0	1	2	8	8	0	0	4163.000000
15424	Ollege Of Engineering And Informa	Middle East and North Africa	High income	1	0	1	4	4	3	0	0	4163.750000
15425	♦♦♦ Dir University	Europe and Central Asia	Upper middle income	0	0	1	5	28	21	0	0	12729.000000

15426 rows x 12 columns

Έπειτα καθαρίσαμε αυτό το DataFrame από outliers

```
In [17]: def drop_outliers_IQR(df):
                q1=df.quantile(0.25)
                q3=df.quantile(0.75)
                IQR=q3-q1
                not\_outliers = df[~((df < (q1-1.5*IQR)) | (df > (q3+1.5*IQR)))]
                outliers_dropped = not_outliers.dropna().reset_index()
                return outliers_dropped
           staging = drop_outliers_IQR(staging)
           C:\Users\user\AppData\Local\Temp\ipykernel_19900\1929623378.py:5: FutureWarning: Automatic reindexing on DataFrame vs
           Series comparisons is deprecated and will raise ValueError in a future version. Do `left, right = left.align(right, a xis=1, copy=False)` before e.g. `left == right`
              not\_outliers = df[~((df<(q1-1.5*IQR))) + (df>(q3+1.5*IQR)))]
In [18]: staging.drop(axis=1,columns=['index'],inplace=True)
           staging
Out[18]:
                             region
                                       incomegroup private01 phd_granting b_granting divisions total_fields unique_fields specialized merger students5_estimated
                       East Asia and
                                        Upper middle
                                                                                                                                                    833.750000
                             Pacific
                                        Upper middle
                       East Asia and
                                                                        1
                                                                                  1.0
                                                                                           5.0
                                                                                                                                 0
                                                                                                                                       0.0
                                                                                                                                                   1765.846154
                1
                                                                                                      14.0
                                                                                                                   140
                       East Asia and
                                        Upper middle
                                                                                  1.0
                                                                                           6.0
                                                                                                                                       0.0
                                                                                                                                                    830.166667
                             Pacific
                                             income
                       East Asia and
                                        Upper middle
                3
                                                                        1
                                                                                  1.0
                                                                                           7.0
                                                                                                      37.0
                                                                                                                   33.0
                                                                                                                                 0
                                                                                                                                       0.0
                                                                                                                                                   8214.555556
                             Pacific
                                             income
                       East Asia and
                                        Upper middle
                                                                                                                                                   4378.846154
                                                                                  1.0
                                                                                           6.0
                                                                                                      23.0
                                                                                                                   23.0
                                                                                                                                       0.0
                             Pacific
                                             income
                     Middle East and
            10452
                                         High income
                                                                        0
                                                                                  1.0
                                                                                            5.0
                                                                                                       6.0
                                                                                                                    6.0
                                                                                                                                 0
                                                                                                                                       0.0
                                                                                                                                                   4503.666667
                         North Africa
                     Middle East and
            10453
                                         High income
                                                                        0
                                                                                  1.0
                                                                                           4.0
                                                                                                       5.0
                                                                                                                    5.0
                                                                                                                                 0
                                                                                                                                       0.0
                                                                                                                                                   4163.750000
                         North Africa
                     Middle East and
            10454
                                                                                                                                                   4499.333333
                                         High income
                         North Africa
                     Middle East and
            10455
                                                                        0
                                                                                                                                                   4163 000000
                                         High income
                                                                                  1.0
                                                                                           2.0
                                                                                                       8.0
                                                                                                                    8.0
                                                                                                                                 0
                                                                                                                                       0.0
                         North Africa
                     Middle East and
                                         High income
                                                                                                                                                   4163.750000
                         North Africa
```

Στην συνέχεια το χωρίσαμε σε training και test dataframes

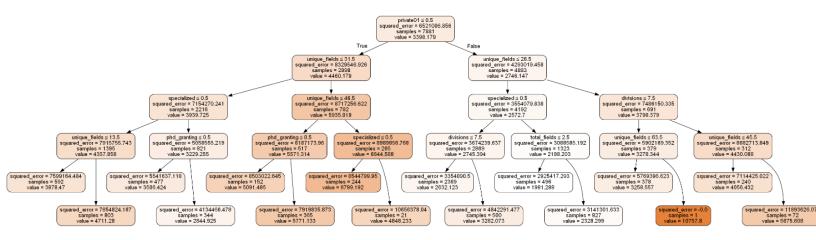
10457 rows x 11 columns

Υπολογίσαμε το βέλτιστο depth για το decision tree μας με GridSearch

Και στο τέλος φτιάξαμε το decision tree

```
In [54]: from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor,export_graphviz
    enrollments_tree = DecisionTreeRegressor(max_depth=4)
    enrollments_tree.fit(X_train, y_train)
    tree.export_graphviz(enrollments_tree,out_file= 'dec_tree')
```

Το τελικό αποτέλεσμα ήταν το εξής:



2. Clustering

Στην συνέχεια θέλαμε να δούμε ποια clusters incomegroup και region θα αποδώσουν τα περισσότερα enrollments

Αρχικά ξεκινήσαμε με το καθαρισμένο dataset από decision tree.

Κρατήσαμε μόνο τις στήλες του incomegroup, του region και των enrollments και δημιουργήσαμε dummy variables για τις πρωτες 2.

staging2										
st	udents5_estimated	region_East Asia and Pacific	region_Europe and Central Asia	region_Latin America and Caribbean	region_Middle East and North Africa	region_North America	region_South Asia	region_Sub- Saharan Africa	incomegroup_High income	incomegroup ir
0	833.750000	1	0	0	0	0	0	0	0	
1	1765.846154	1	0	0	0	0	0	0	0	
2	830.166667	1	0	0	0	0	0	0	0	
3	8214.555556	1	0	0	0	0	0	0	0	
4	4378.846154	1	0	0	0	0	0	0	0	
10452	4503.666667	0	0	0	1	0	0	0	1	
10453	4163.750000	0	0	0	1	0	0	0	1	
10454	4499.333333	0	0	0	1	0	0	0	1	
10455	4163.000000	0	0	0	1	0	0	0	1	
10456	4163.750000	0	0	0	1	0	0	0	1	

Στην συνέχεια κάναμε standard scaling στις μεταβλητές μας ώστε να επηρεάζουν με τον ίδιο τρόπο το clustering.

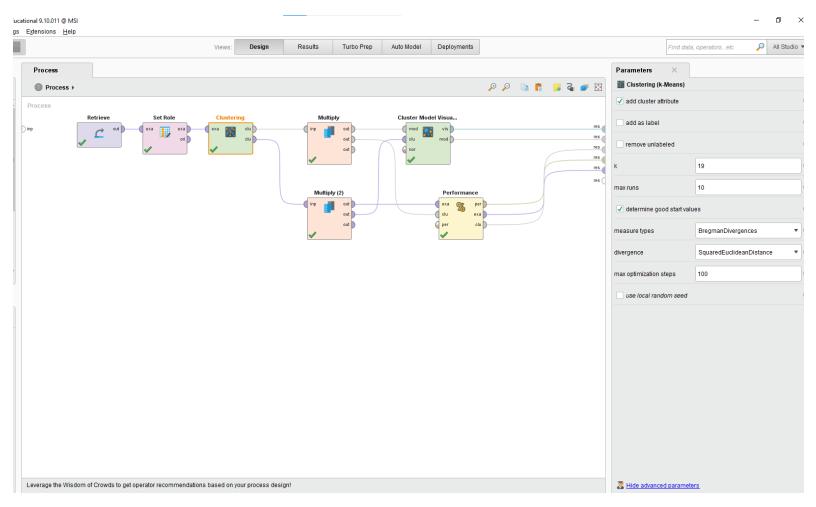
	students5_estimated	region_East Asia and Pacific	region_Europe and Central Asia	region_Latin America and Caribbean	region_Middle East and North Africa	region_North America	region_South Asia	region_Sub- Saharan Africa	incomegroup_High income	incomegroup in
0	-0.994987	1.450479	-0.522561	-0.441376	-0.272940	-0.261645	-0.289183	-0.31391	-0.596017	-0.2
1	-0.629909	1.450479	-0.522561	-0.441376	-0.272940	-0.261645	-0.289183	-0.31391	-0.596017	-0.2
2	-0.996391	1.450479	-0.522561	-0.441376	-0.272940	-0.261645	-0.289183	-0.31391	-0.596017	-0.2
3	1.895885	1.450479	-0.522561	-0.441376	-0.272940	-0.261645	-0.289183	-0.31391	-0.596017	-0.2
4	0.393536	1.450479	-0.522561	-0.441376	-0.272940	-0.261645	-0.289183	-0.31391	-0.596017	-0.2
10452	0.442425	-0.689428	-0.522561	-0.441376	3.663802	-0.261645	-0.289183	-0.31391	1.677805	-0.2
10453	0.309288	-0.689428	-0.522561	-0.441376	3.663802	-0.261645	-0.289183	-0.31391	1.677805	-0.2
10454	0.440728	-0.689428	-0.522561	-0.441376	3.663802	-0.261645	-0.289183	-0.31391	1.677805	-0.2
10455	0.308995	-0.689428	-0.522561	-0.441376	3.663802	-0.261645	-0.289183	-0.31391	1.677805	-0.2
10456	0.309288	-0.689428	-0.522561	-0.441376	3.663802	-0.261645	-0.289183	-0.31391	1.677805	-0.2

10457 rows x 12 columns

Έπειτα με την χρήση σιλουέτας υπολογίσαμε τον βέλτιστο αριθμό clusters για το k-means που ήταν 19.

```
In [27]: from sklearn.cluster import KMeans
          from matplotlib import pyplot as plt
          from yellowbrick.cluster import SilhouetteVisualizer
          plt.figure(figsize=(2 * 5, 10 * 4))
          scores = {}
          for n_clusters in range(2, 40):
              plt.subplot(10, 2, n clusters - 1)
              kmeans = KMeans(n_clusters, random_state=42)
              visualizer = SilhouetteVisualizer(kmeans, colors='yellowbrick')
              visualizer.fit(scaled staging)
              scores[n_clusters] = visualizer.silhouette_score_
              plt.title(f'clusters: {n_clusters} score: {visualizer.silhouette_score_}')
                  clusters: 2 score: 0.19940693007558147
                                                          clusters: 3 score: 0.24607139795889077
                                                   10000
           10000
           8000
                                                   8000
           6000
                                                   6000
            4000
                                                    4000
            2000
                                                   2000
              0
                                0.2
                  clusters: 4 score: 0.3204853679607998
                                                          clusters: 5 score: 0.37226900776800825
           10000
                                                   10000
            8000
                                                    8000
In [28]: sorted(scores.items(), key=lambda kv: kv[1], reverse=True)
Out[28]: [(19, 0.711622161866037),
           (20, 0.7084429841241247),
           (18, 0.7078224445717771),
           (17, 0.7012507313931889),
           (21, 0.687923312217199),
           (16, 0.6862705757568016),
           (15, 0.6841712008037962),
           (12, 0.6746370513328211),
           (14, 0.6715534846994692),
           (13, 0.6668373481943545),
           (11, 0.6471567254736891),
```

Για το clustering χρησιμοποιήσαμε RapidMiner και το k-means process του



Και ως αποτέλεσμα λάβαμε το εξής:

