高維度資料分析期末報告

莫斯科房價?

410578046 張馨云

4105780 羅季安

4105780 李承志

4105780 王勃淵

目錄

1. 前言5
1.1. 分析背景5
1.2. 分析動機與目的5
1.3. 文獻回顧5
1.4. 所需背景知識6
1.5. 資料分析之重要性6
2. 資料處理6
2.1. 資料結構6
2.2. 描述性統計與變數摘要7
2.3. 探索資料 (EDA)10
2.4. 資料分布與遺失處理14
2.5. 資料分析15
2.5.1. n >> p16
2.5.2. n == p20
2.5.3. n << p26
2.5.4. 小結30
2.6. 模型預測33
2.6.5. n >> p
2.6.6. n << p35
3. 結論
4. 参考書目與文章38
附錄 I、資料結構39
附錄 II、連續變數摘要表

圖表目錄

老	₹ 1	各變數類型6
表	₹ 2	Summary of Continuous Variables (
表	₹ 3	Tables of Categorical Variables8
表	₹ 4	計數變數之遺失數與比率8
돝	引 1	Level Ratio of ecology9
트	引 2	Level Count of sub_area10
골	3	建造年分(Count of build_year)10
돝	引 4	年月成交量11
恒	3 5	交易時間與購屋用途11
돝	引 6	不同交易目的之價格分布11
트	引 7	交易日期與平均價格12
돝	圖 8	不同地區價格12
돝	圖 9	平均價格前 20 之地區13
골	到 10	價錢與總面積之散佈圖(scatter plot of priice_doc &
full_	_sq)	13
昌	副 11	以公寓樓層數分類之 log (價格) 盒形圖13
昌	引 12	價格與公共運輸站之間的關係14
昌	13	Missing Pattern of Categorical Variables14
恒	引 14	Missing Pattern of Continuous Variables15
昌	引 15	QQ-Plot of price_doc15
昌	引 16	Scree Plot of PCA16
토	到 17	變數在各個 PC 貢獻的比例17
토	18	Correlation Circle of PCA17
토	引 19	使用 K-Means 分群法對前兩個主成分作圖18
昌	圖 20	使用 K-Means 分群法對 MDS 作圖18
토	副 21	ISOMAP of k=500018
토	3 22	ISOMAP of k=150018
토	3 23	ISOMAP of k=250018
토	3 24	使用 K-Means 分群法對 ISOMAP 作圖18
토	圖 25	CoRanking Matrix of PCA19
昌	3 26	Co-Ranking Matrix of MDS19
恒	引 27	Co-Ranking Matrix of ISOMAP20
臣	引 28	Comparison of Covariance Matrix21
돝	副 29	Scree Plot of PCA21
돝	副 30	Correlation Circle of PCA22
置	引 31	Comparison of Different K of ISOMAP23

區	32	使用 K-Means 分群法對前兩個主成分作圖23
돌	33	使用 K-Means 分群法對 MDS 作圖24
돌	34	使用 K-Means 分群法對 ISOMAP 作圖24
돌	35	Co-Ranking Matrix of PCA25
돌	36	Co-Ranking Matrix of MDS25
돌	37	Co-Ranking Matrix of ISOMAP26
돌	38	Comparison of Covariance Matrix27
돝	39	Eigenvalue between different treatment of data27
트	a 40	Cummulative Proportions of eigenvalues between
True	& S	hrinkage28
돝	1 41	PCA29
트	1 42	MDS29
臣	£ 43	ISOMAP29
트	1 44	Co-Ranking Matrix of PCA29
트	ii 45	Co-Rnaking Matrix of MDS30
트	1 46	Co-Ranking Matrix of ISOMAP30
三	3 47	各維度縮減方法在 n >> p 之 LCMC31
돌	1 48	各維度縮減方法在 n == p 之 LCMC31
돌	1 49	各維度縮減方法在 n << p 之 LCMC32
돌	∃ 50	不同資料大小進行 PCA 之 LCMC32
돌	1 51	不同資料大小進行 MDS 之 LCMC33
돌	ii 52	不同資料大小進行 ISOMAP 之 LCMC33
트	· 53	房屋價格與以 MDS 降維後前兩維的關係圖34
臣	ff 54	Pairwise of first 2 MDS & price34
表	₹ 5	以 MDS 降維後線性回歸之參數34
表	₹ 6	regression of backward elimination35
트	∃ 55	Mean Square Error of Log(λ)35
表	₹ 7	lasso regression35
트	∃ 56	
토	£ 57	37
토	£ 58	heatmap of Correlation Matrix37
五四	I 59	Log(λ) v.s Lasso Coefficient38
阶	錄表	1 資料結構表39
K/s	 徐夫	· 2 凍續戀數摘要表

1. 前言

1.1. 分析背景

房屋價格(Housing Price)是消費者和開發商極為關注的,在財務預算規劃時(無論是個人預算還是公司預算),房屋價格是任何人最重視的也是最不可確定的龐大支出。俄羅斯歷史最為悠久也是規模最大的銀行,Sberbank,透過預測房地產價格來幫助客戶的財務規劃,目的是使客戶、開發商和貸方在簽訂租約或購買建築物時更加安心。

1.2. 分析動機與目的

儘管俄羅斯的住房市場相對穩定,但該國動蕩的經濟狀況使得根據公寓特徵預測價格成為一項困難的挑戰。住房功能(例如臥室數量和位置)之間的複雜相互作用足以使價格預測變得複雜。加上不穩定的經濟因素,意味著Sberbank及其客戶需要的不僅僅是簡單的回歸模型。而進行預測最困難的是其前置作業,必須透析此資料各個變數之重要程度以及變數含義,從各個角度去觀看此數據皆會產生不同結果,因此,我們期望將透過此數據集培養獨特的「數據觀」。

在預測前,我們必須先行了解資料,進行探索式資料分析,探索性技術對於剃除或修正潛在假設非常重要,在這一步驟,我們將使用 R 進行繪圖,例如 : 平均數、中位數、直方圖、箱線圖、熱圖…等等,藉此大致了解數據的模樣。接著我們將進一步了解數據,進行維度縮減,再進行群集分析,維度縮減(Dimension reduction)是當資料維度數(變數)很多的時候,有沒有辦法讓維度數(變數)少一點,但資料特性不會差太多。而群集分析(Cluster analysis)主要目的則是將一大筆資料精簡成少數幾個同質性次群體(Homogeneous subgroups),以便從雜亂無章的一大堆原始資料中,做到分類、分群的目標。

這是一個非常豐富的數據集,是進行探索性數據分析的絕佳練習數據。 在訓練數據和測試數據之間有數百個變量。儘管我們無法探索所有事物,但 我們想盡可能在數據之間發現些有趣的事情。

(c) 定義問題,其相對應的統計問題是什麼?

1.3. 文獻回顧

在進行資料降維與分析之前,參考了幾位 Kaggler 的研究報告,其中一位指出,資料並未提供「經濟方面」的背景資料,因房價在某段時間上漲,又在某段時間下跌,導致無法充分考慮房屋價格隨時間的變化。本次俄羅斯房價訓練數據從 2011 年至 2015 年 6 月,測試數據從 2015.7

月開始,所以測試數據跟訓練數據的後部分數據關係最為密切(我們沒有用到 Testing Data?)。因為 2015 年開始房價是開始下跌趨勢,所以測試數據應該也是這樣的,這點沒有關注到。但我們的研究不討論預測這個部分,因此不受影響。

1.4. 所需背景知識

除了統計上對於資料分析的相關知識外,在分析這筆資料上還需要對於俄羅斯莫斯科地理以及一般房地產有足夠的了解,例如:建材、土地與莫斯科各區等地理與經濟之背景知識。

1.5. 資料分析之重要性

對於大多數的人群來說,對資料分析的理解還僅僅在計算機的資料分析上,這對於現在社會的需求來講,是遠遠不能夠滿足的。所以對於資料分析,必定要有一個清晰的認識。資料分析,也就是大眾對於現有的資料,通過一些方式進行歸納整理的所得出的有效的相關資料,將這些資料進一步的歸納整理,將各個資料的分析結果進行概括、總結,來使最後的結論得到有效的提煉。

這是一筆與房產相關的資料,就算對其不感興趣,房產也是跟人們生活息息相關的一環,甚至也會影響個人的財務規劃,而對於建商來說,想要挑選能讓房價好看的地段建房也能參考這個研究。(不過我們後來的結論有地段對於房價的影響嗎

2. 資料處理

2.1. 資料結構

表 1 各變數類型(擷取部分,其餘參見附錄 I)

price

	id	ID_big_road1	ID_big_road2
	X7_14_all	X7_14_female	X7_14_male
Date			
	build_year	timestamp	
Factor			
	big_market_raion	big_road_line	culture_objects_top_
	detention_facility_raion	incineration_raion	nuclear_reactor_raion
	oil_chemistry_raion	radiation_raion	railroad_line
	railroad_terminal_raion	sub_area	ecology
	material	product_type	state
	thermal_power_plant_raion	water_line	

2.2. 描述性統計與變數摘要

表 2 Summary of Continuous Variables(僅含有遺失值之變數,其餘見附錄 II)

Continuous Variables	min	1 st Qu.	Median	Mean	3 rd Qu,	Max	NMiss	MissRate
life_sq	0	20	30	34.4	43	7478	6383	0.2095
floor	0	3	6.5	7.671	11	77	167	0.0055
max_floor	0	9	12	12.56	17	117	9572	0.3141
num_room	0	1	2	1.91	2	19	9572	0.3141
kitch_sq	0	1	6	6.399	9	2014	9572	0.3141
preschool_quota	0	1874	2854	3271	4050	11926	6688	0.2195
cafe_sum_1000_min_price_avg	300	543.2	669.2	710.9	839.3	2500	6524	0.2141
school_quota	1012	5782	7377	8325	9891	24750	6685	0.2194
hospital_beds_raion	0	520	990	1191	1786	4849	14441	0.4739
metro_min_walk	0	11.48	20.45	42.74	45.32	711.22	25	0.0008
metro_km_walk	0	0.957	1.704	3.561	3.777	59.268	25	0.0008
railroad_station_walk_km	0.0282	1.9314	3.23554	4.38694	5.14764	24.65304	25	0.0008
railroad_station_walk_min	0.3378	23.1765	38.82650	52.6433	61.7717	295.8365	25	0.0008
cafe_sum_500_min_price_avg	300	500	666.7	741.3	954.8	4000	13281	0.4359
cafe_sum_500_max_price_avg	500	1000	1167	1247	1500	6000	13281	0.4359
cafe_avg_price_500	400	750	916.7	994.2	1250	5000	13281	0.4359
cafe_sum_1000_max_price_avg	500	1000	1143	1207	1400	4000	6524	0.2141
cafe_avg_price_1000	400	750	912.5	958.8	1120	3250	6524	0.2141
cafe_sum_1500_min_price_avg	300	585.7	692.3	714.1	821.4	2500	4199	0.1378
cafe_sum_1500_max_price_avg	500	1000	1167	1206	1367	4000	4199	0.1378
cafe_avg_price_1500	400	795	926.3	960	1093.8	3250	4199	0.1378
cafe_sum_2000_min_price_avg	300	607.7	683.3	720	791.7	2166.7	1725	0.0566

cafe_sum_2000_max_price_avg	500	1000	1156	1211	1322	3500	1725	0.0566
cafe_avg_price_2000	400	823.5	919.2	965.4	1057.2	2833.3	1725	0.0566
cafe_sum_3000_min_price_avg	300	650	711.1	765.9	815.6	1833.3	991	0.0325
cafe_sum_3000_max_price_avg	500	1102	1212	1283	1333	3000	991	0.0325
cafe_avg_price_3000	400	875.8	961.1	1024.6	1083.3	2416.7	991	0.0325
prom_part_5000	0.21	6.05	8.98	10.35	14	28.56	178	0.0058
cafe_sum_5000_min_price_avg	300	670.9	721.7	765.1	816.7	1875	297	0.0097
cafe_sum_5000_max_price_avg	500	1144	1212	1278	1346	3000	297	0.0097
cafe_avg_price_5000	400	909.4	966.7	1021.7	1091.7	2437.5	297	0.0097
price_doc	100000	4740002	6274411	7123035	8300000	111111112		

表 3 Tables of Categorical Variables

Categorical Variables	Levels		MissRate
ecology	Excellent, good, no d	0	
sub_area	Ajeroport,Akademich	eskoe,etc	0
material	1~6		0.3141
state	1~4		0.4449
build_year	1961~2018		0.4465
	Levels(Ratio)		
	Investment	OwnerOccupier	_
product_type	0.6382	0.3618	0
	No	Yes	
culture_objects_top_25	0.9367	0.0633	0
thermal_power_plant_raion	0.9457	0.0542	0
incineration_raion	0.9240	0.0760	0
oil_chemistry_raion	0.9903	0.0097	0
radiation_raion	0.6432	0.3568	0
railroad_terminal_raion	0.9627	0.0373	0
big_market_raion	0.9074	0.0926	0
nuclear_reactor_raion	0.9717	0.0283	0
detention_facility_raion	0.9001	0.0999	0
water_1line	0.9233	0.0767	0
big_road1_1line	0.9744	0.0256	0
railroad_1line	0.9706	0.0293	0

表 4 計數變數之遺失數與比率

Count Variables	NMiss	MissRate
build_count_block	4991	0.1638

build_count_wood	4991	0.1638
build_count_frame	4991	0.1638
build_count_brick	4991	0.1638
build_count_monolith	4991	0.1638
build_count_panel	4991	0.1638
build_count_foam	4991	0.1638
build_count_slag	4991	0.1638
build_count_mix	4991	0.1638
build_count_before_1920	4991	0.1638
build_count_1921.1945	4991	0.1638
build_count_1946.1970	4991	0.1638
build_count_1971.1995	4991	0.1638
build_count_after_1995	4991	0.1638

由圖 2 可知,房屋的地區分布非常零散,房屋數量超過 1000 的地區以 Poselenie Sosenskoe 為最,Nekrasovka 次之,緊接著是 Poselenie Vnukovskoe;房屋數量超過 500 的以 Poselenie Moskovskij 為最,依序為 Poselenie Voskresenskoe、Tverskoe、Krjukovo 以及 Mar'ino;其餘地區房屋數量皆低於 500:如 Poselenie Mosrentgen 及 Poselenie Rjazanovskoe 等諸多地區房屋數量低於 50,Poselenie Klenovskoe 的房屋數量甚至僅有 1,各地區房屋數量相距懸殊。

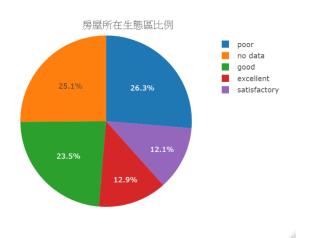


圖 1 Level Ratio of ecology

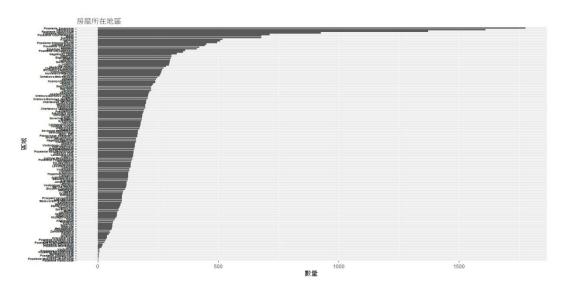


圖 2 Level Count of sub_area

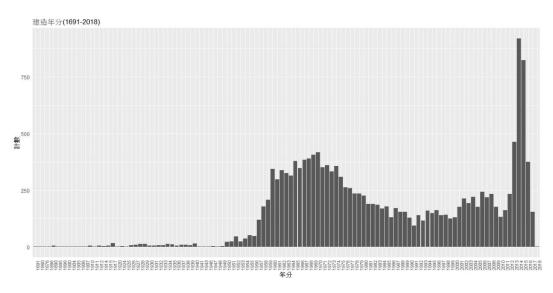


圖 3 建造年分(Count of build year)

2.3. 探索資料 (EDA)

圖 5 可以發現:平均而言,購屋多半為投資所用,尤其 2012 年中之前以自住為目的購屋者微乎其微,而 2012 年中至 2013 年中,以自住為途之購屋者短暫地高於以投資為途之購屋者。綜合圖 4 以及圖 5 ,於 2014 年終可見有股購屋潮,以投資為途購屋者購屋數目達到高峰,而以自住為途購屋者也有明顯增長,相比之下,2015 年開始,不論購屋用途,購屋數量皆急劇地下滑,或許與 2014 年國際制裁後 2015 年俄羅斯當局進口替代政策有關:雖然以美金計價的莫斯科房市價格下跌,由於平均工資低且盧布貶值,經濟危機與家庭收入下降之夾擊下,購屋者貸款償付能力價降,進而影響購屋數量。且從圖 7 可知房屋交易數量雖有短暫起色,然 2015 年中平均交易價格到達歷年高峰,致使房屋交易數量動盪。比較不同購屋目的之價錢分布(圖 6),發現兩種購屋

目的之價錢分布與皆右偏且近乎重疊,顯示購屋目的與價錢並無關聯。



圖 4 年月成交量



圖 5 交易時間與購屋用途

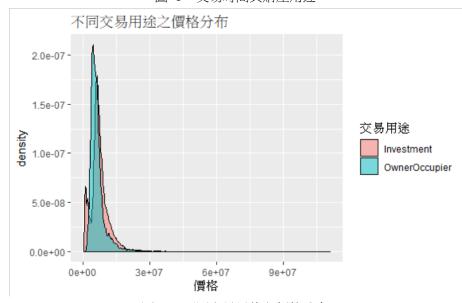


圖 6 不同交易目的之價格分布

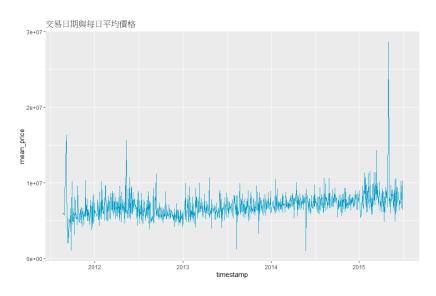


圖 7 交易日期與平均價格

圖 8 可以發現不同地區的平均價格落差其實並不大,於是我們進一步 繪製平均價格前 20 地區之長條圖(圖 9)對比圖 2,價錢反應於交易量 上,前幾名的地區交易量的確較低。

圖 10、圖 11 以及圖 12 探討一些可能影響價格的因素:從價格與總面積之散佈圖(圖 10)可以看出,房屋居住面積大多落在 200 平方公尺以下,價格大致隨總面積增加而急速增長。一般而言,公寓會因景觀與安寧等因素隨樓層越高價位越高,而莫斯科的房價並沒有明顯反應出此一現象。從圖 11 可以發現,大約在 26 樓(已經算是高樓層)以下樓層之房價都沒有太大的波動,而超過 27 樓之樓層房價才有明顯地提升。圖 12A 以及圖 12B 分別表示價格與火車站之距離關係以及價格與公車站距離關係:無論是公車站或火車站,同一終點站之房價皆呈現帶狀分布,顯示其並無明顯地影響房屋價格。

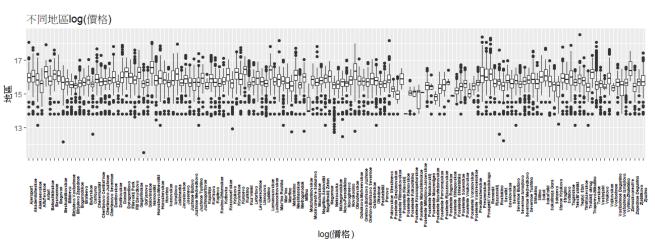


圖 8 不同地區價格

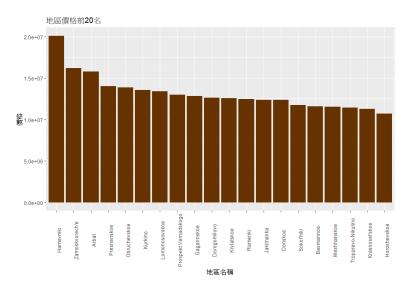


圖 9 平均價格前 20 之地區

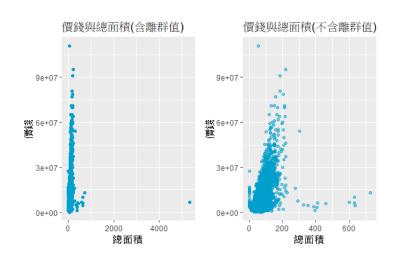


圖 10 價錢與總面積之散佈圖(scatter plot of priice_doc & full_sq)

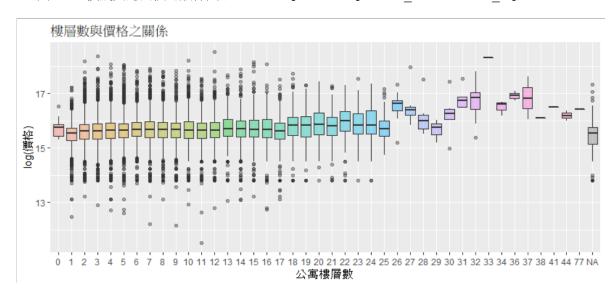
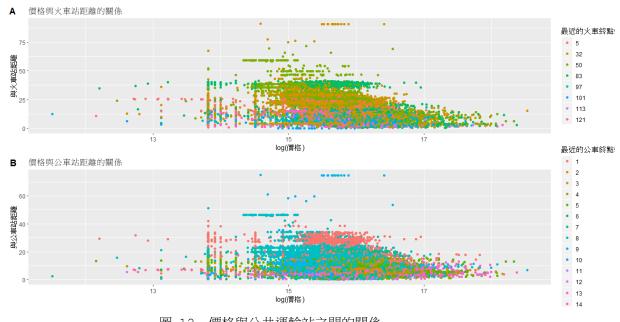


圖 11 以公寓樓層數分類之 log(價格)盒形圖

13



價格與公共運輸站之間的關係

資料分布與遺失處理

遺失值、離群值如何處理?(我這樣寫對嗎)、需要做轉換嗎?(我們有做轉換的嬤)。 資料的處理方式是否合理?(???這個怎麼看兒

假設資料之遺失值機制維 MCAR,從類別型變數的遺失模式(圖 13)可以 發現,多數類別變數沒有遺失,而 material、state 與 build year 的遺 失比率接大於 0.2,我們在後續建模的部分過濾掉這些變數。從連續型變數的 遺失模型(圖 14)可以發現,有近 1/5 的連續型變數有遺失值,後續建模與 降低維度時,過濾掉其遺失比率超過0.2的變數。

繪製反應變數 price doc的 QQ-Plot (圖 15), 曲線向左彎曲,顯示其 分布右偏。

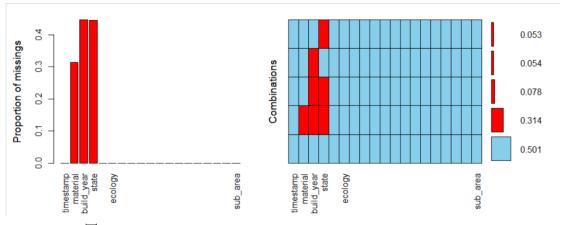


圖 13 Missing Pattern of Categorical Variables

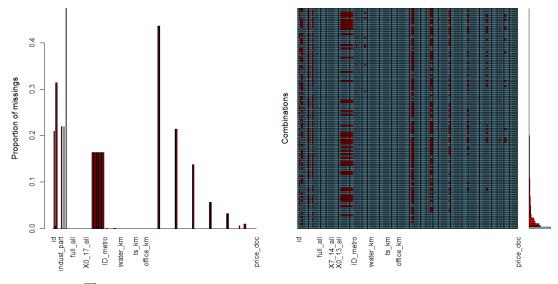


圖 14 Missing Pattern of Continuous Variables

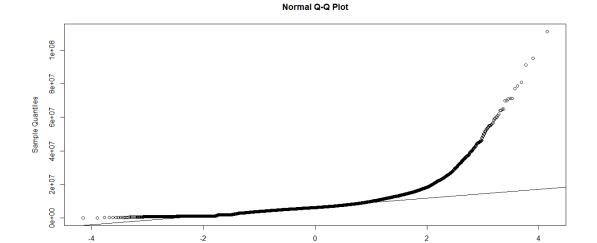


圖 15 QQ-Plot of price doc

Theoretical Quantiles

除了過濾掉遺失比率大於 0.2,考慮到含有 ID 的名目型資料提供的資訊與對補值的幫助有限,將其從資料中剃除;而為解決變數之間的共線性,將以男女分類的變數相除(young、work、ekder....etc.),形成男女比之新變數。篩選與過濾變數以後,以 CART 決策樹進行遺失值預測插補(使用 R 語言mice 套件),產生 2 個個插補資料集,選取第一個插補資料用以進行後續資料分析。

2.5. 資料分析

資料經過插補以後,依 $n >> p \cdot n == p \cdot n << p$ 的資料型態,透過將插補資料隨機抽樣(取 n = 16037,n = 114,n = 20),產生三個新的資料。對這三個資料皆使用 $p \in P$ $p \in P$

2.5.1. n >> p

陡坡圖(圖 16)紀錄各維度與其解釋資料的變異比例,第四個維度以後解釋的變異程度趨於平緩,故而採用前 3 個主成分。圖 17 顯示前 4 個主成分之中,個個變數貢獻的比例,可以發現在第 1 與第 3 主成分之中,解釋變異大多由與各公共設施及消費場所的距離有關的變數貢獻;第 2 主成分由各距離範圍內咖啡聽語餐廳的平均消費有關的變數貢獻;第 4 主成分的貢獻組成則較繁雜。從 Correlation Circle(圖 18)展示之變數組內與主成分之間的關係發現,變數大致分為三大類:1.文化遺產、高等教育、購物中心等機構數量(綠色區塊);2.各距離範圍內咖啡廳與餐廳的平均消費(藍色區塊);3.到各公共設施與消費場所的距離(紅色區塊)。

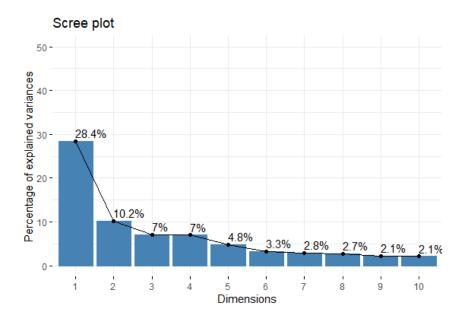


圖 16 Scree Plot of PCA

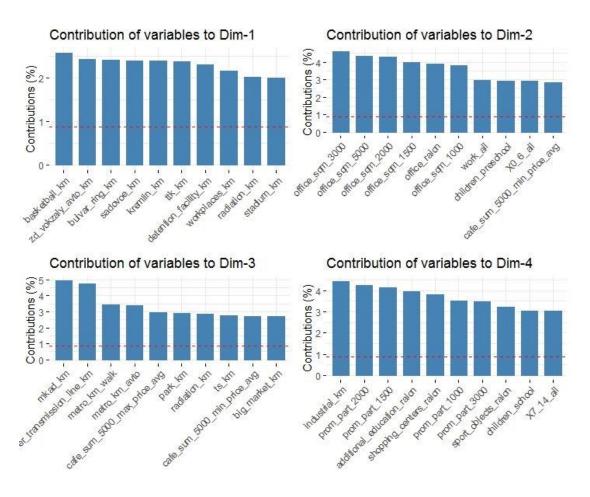


圖 17 變數在各個 PC 貢獻的比例

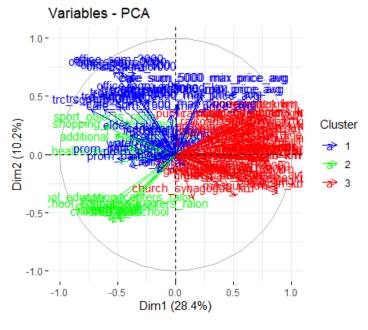


圖 18 Correlation Circle of PCA

嘗試不同的 K nearest neighbors 數量 (圖 21、圖 22、圖 23),選

擇 K=2500。無論使用那種降維方法,使用 K-Means 分群法對其作圖(圖 19、圖 20、圖 24),皆可發現有明顯的分群。

降維的效果比較可以由三種方法之 Co-Ranking Matrix 的圖形判斷: 發現 PCA 圖形集中於對角線,而相較之下 MDS 與 ISOMAP 較為分散,顯示三 種降維方法中,由 PCA 對 n >> p 做降維的效果較佳。

PCA for n>>p data using kmeans

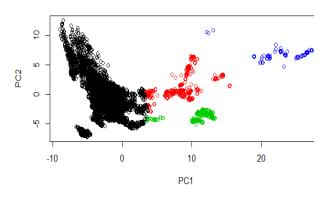


圖 19 使用 K-Means 分群法對前兩個主成分作圖

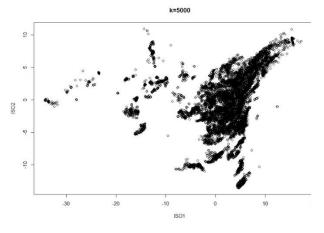


圖 21 ISOMAP of k=5000

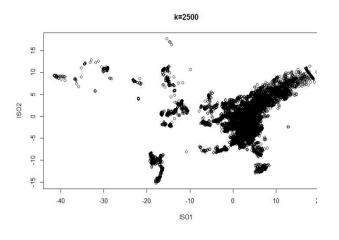


圖 23 ISOMAP of k=2500

MDS for n>>p data using kmeans

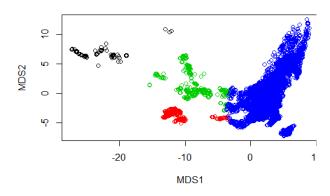


圖 20 使用 K-Means 分群法對 MDS 作圖

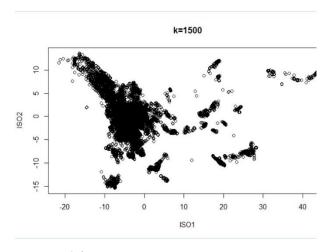


圖 22 ISOMAP of k=1500

ISOMAP for n>>p data using kmeans

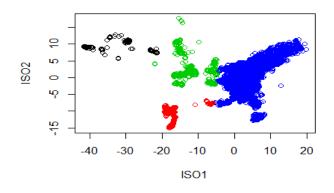


圖 24 使用 K-Means 分群法對 ISOMAP 作圖

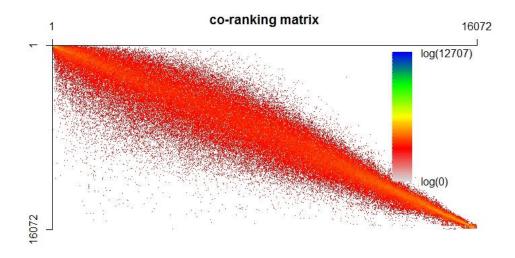


圖 25 CoRanking Matrix of PCA

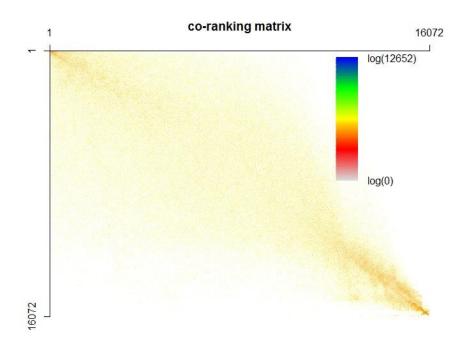


圖 26 Co-Ranking Matrix of MDS

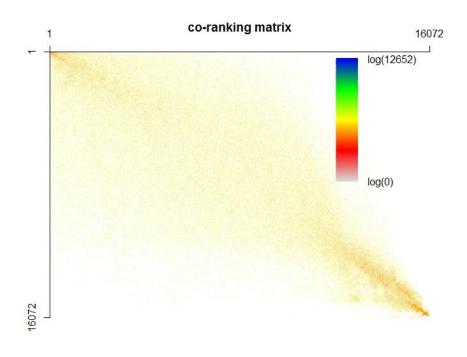


圖 27 Co-Ranking Matrix of ISOMAP

2.5.2. n == p

考慮 PCA 的計算使用共變異數矩陣,而 MDS 與 ISOMAP 使用距離矩陣, 比較 shrinke 處理與 empirical 處理之共變異數矩陣,發現 shrinkage 之 共變異數矩陣偏離真實共變異數矩陣較多,且分別計算其 Mean Square Error,發現 empirical (MSE=125.9974) 的誤差相較 shrinkage (MSE=145.9453) 小,表示沒有做 shrinkage 之必要性。在此以 empirical 處理之共變異數矩陣進行 PCA 的計算。

繪製 n==p 時 PCA 之陡坡圖(圖 29),發現第3個主成分以後解釋變異的程度趨於平緩,故而採用前2個主成分。Correlation Circle(圖 30)顯示與 n<<p 之 PCA 相同,變數大致分為機構數量、平均消費與距離三大類。

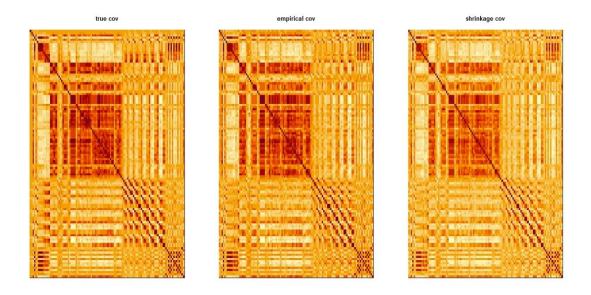


圖 28 Comparison of Covariance Matrix

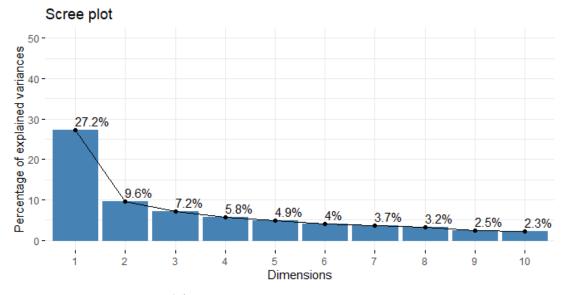


圖 29 Scree Plot of PCA

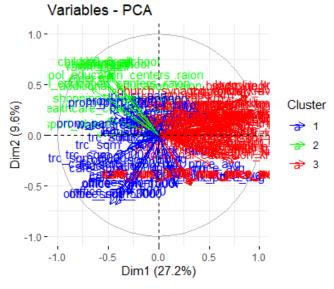


圖 30 Correlation Circle of PCA

嘗試不同的 K nearest neighbors 數量 (圖 31),選擇 K=6。無論使用那種降維方法,使用 K-Means 分群法對其作圖 (圖 32、圖 33、圖 34),發現分群解果差不多,相較 n << p之分群更為分散。

降維的效果比較可以由三種方法之 Co-Ranking Matrix 的圖形(圖 35、圖 36 與圖 37)判斷:相比之下 MDS 與 ISOMAP 較 PCA 為分散,顯示三種降維方法中,由 PCA 對 n == p 做降維的效果較佳,但與 n << p 的情形想比顯然不是那麼理想。

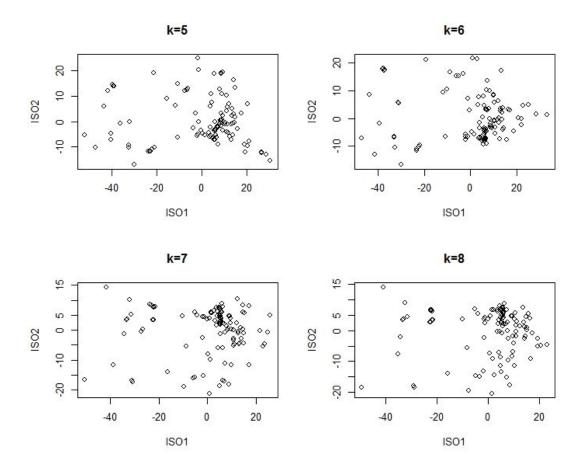


圖 31 Comparison of Different K of ISOMAP

PCA for n==p data using kmeans

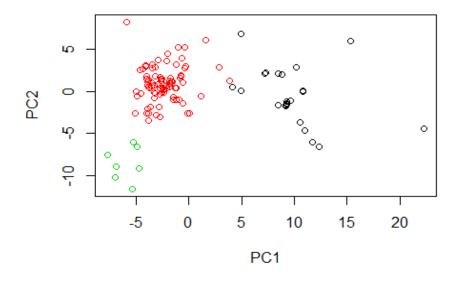


圖 32 使用 K-Means 分群法對前兩個主成分作圖

MDS for n==p data using kmeans

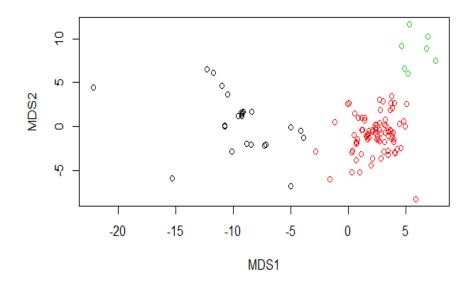


圖 33 使用 K-Means 分群法對 MDS 作圖

ISOMAP for n==p data using kmeans

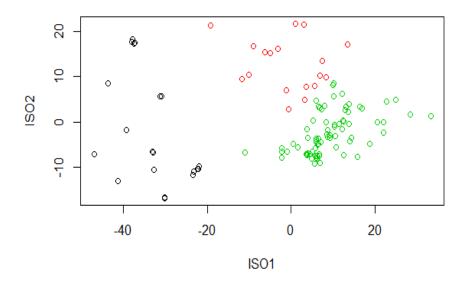


圖 34 使用 K-Means 分群法對 ISOMAP 作圖

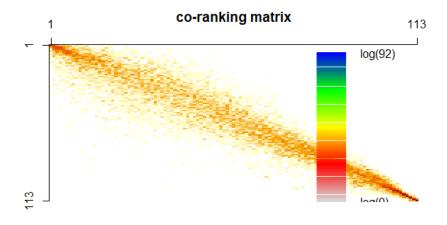


圖 35 Co-Ranking Matrix of PCA

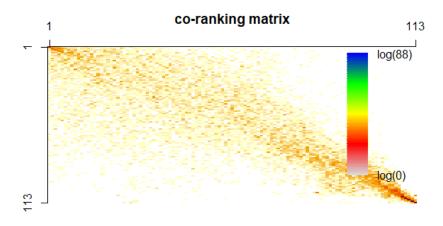


圖 36 Co-Ranking Matrix of MDS

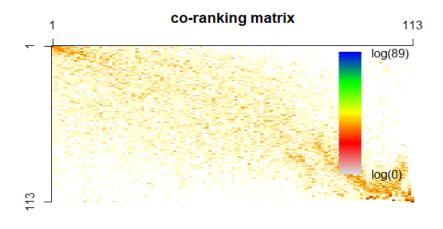
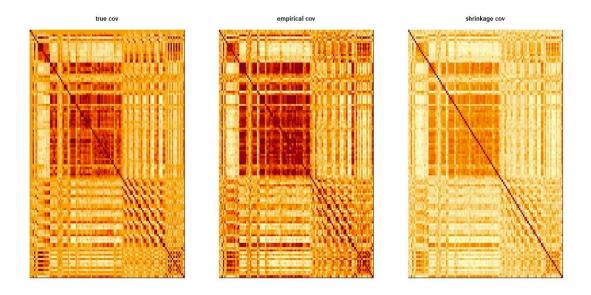


圖 37 Co-Ranking Matrix of ISOMAP

2.5.3. n << p

比較 shrinke 處理與 empirical 處理之共變異數矩陣(圖 38),發現 shrinkage 之共變異數矩陣偏離真實共變異數矩陣較多,然而分別計算其 Mean Square Error,發現 empirical (MSE=604.2640)的誤差相較 shrinkage (MSE=418.4849)卻較大,顯示進行 shrinkage 之處理優於 empirical。從原始資料與經過 shrinkage 處理之資料特徵值比較圖(圖 39),發現後者各個主成分解釋變異的程度相較原始資料驟減程度高,但後期 特徵值曲線幾乎重合,進一步繪製原始資料與經過 shrinkage 處理之資料特徵值累積比較圖(圖 40),發現原始資料若需要達到累積解釋變異 70%只需要取 10 個主成分左右,而經過 shrinkage 處理之資料要達到累積解釋變異 70%則需要 50 個主成分左右,降低維度的情況相當不理想。在此以原始資料之 共變異數矩陣進行 PCA 的計算。



 \blacksquare 38 Comparison of Covariance Matrix

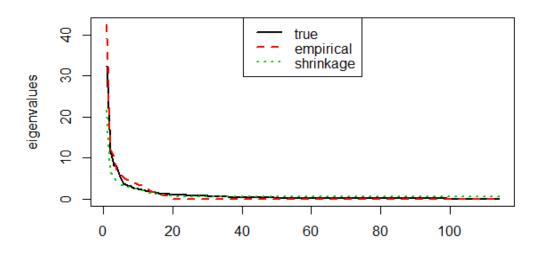
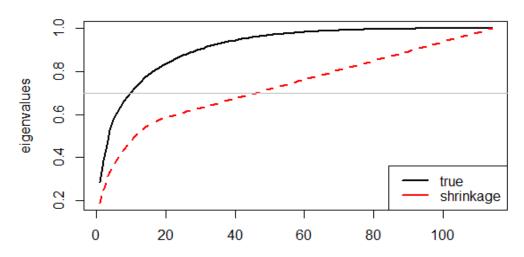


圖 39 Eigenvalue between different treatment of data

cummulative proportions of eigenvalues



 \blacksquare 40 Cummulative Proportions of eigenvalues between True & Shrinkage

分別繪製資料投影在 PCA、MDS 以及 ISOMAP(取 k=12)前兩個維度的投影,皆無法從中得出資訊,資料降維的情形相當糟糕,這一點可以從三者之Co-Ranking Matri(圖 44、圖 45 及圖 46)佐證,可能歸咎於隨機抽取之樣本不佳,或隨機抽取之樣本數過少。

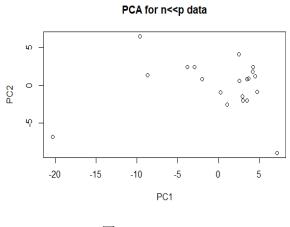


圖 41 PCA

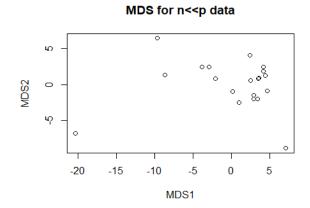


圖 42 MDS



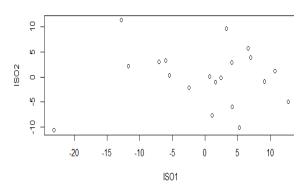


圖 43 ISOMAP

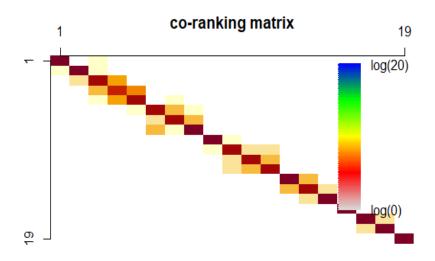


圖 44 Co-Ranking Matrix of PCA

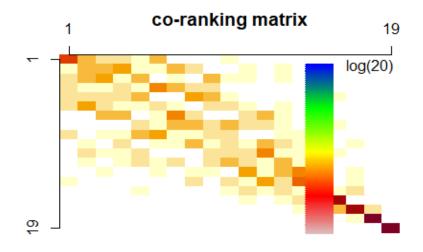


圖 45 Co-Rnaking Matrix of MDS

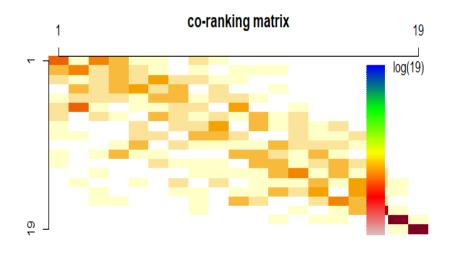


圖 46 Co-Ranking Matrix of ISOMAP

2.5.4. 小結

綜上所述,以透過對 LCMC 做圖佐證:無論資料大小,PCA 皆為最佳降維方法。當取的 k 越大時,PCA 在 n << p 的表現就越差,反之在 n >> p 的表現最佳;而 k 值與資料大小對 MDS 與 ISOMAP 的影響不大,唯其在 n >> p

時表現略佳。

Different method performance under n>>p

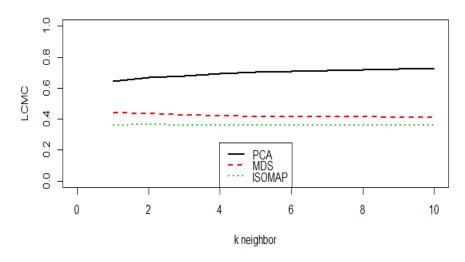


圖 47 各維度縮減方法在 n >> p 之 LCMC

Different method performance under n==p

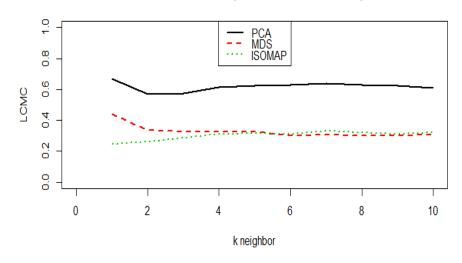


圖 48 各維度縮減方法在 n == p 之 LCMC

Different method performance under n<<p

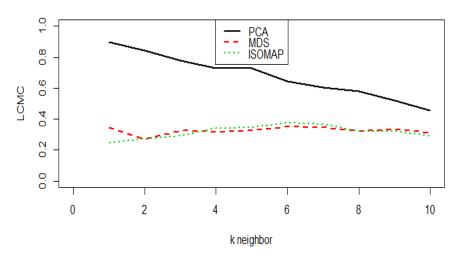


圖 49 各維度縮減方法在 n << p 之 LCMC

PCA performance under different data size

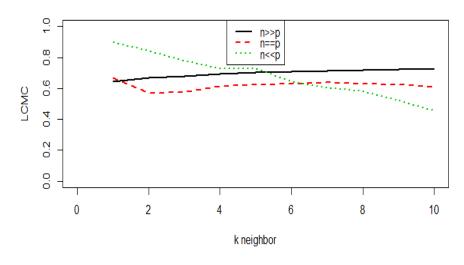


圖 50 不同資料大小進行 PCA 之 LCMC

MDS performance under different data size

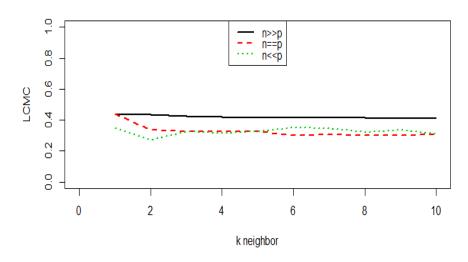


圖 51 不同資料大小進行 MDS 之 LCMC

ISOMAP performance under different data size

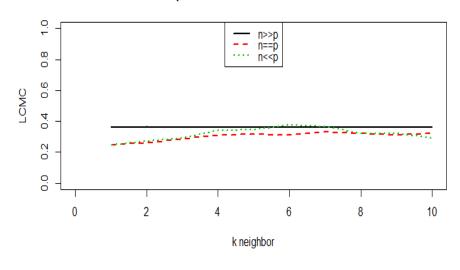


圖 52 不同資料大小進行 ISOMAP 之 LCMC

2.6. 模型預測

2.6.5. n >> p

模型預測中,首先繪製以 MDS 降維後的資料審視房屋價格與降維後前兩維的趨勢(圖 53)。然而,從圖 53 明顯可以看出:若以房價高低表示顏色呈現,明顯顏色是雜亂無章的,亦即不管以 MDS1 或 MDS2 的方向檢視均可以發現房價的高低沒有固定的趨勢,所以可以預期在線性迴歸模型配適的結果不會太好,若改用 pairwise 圖呈現(圖 54),可以了解到 MDS1 與 MDS2 分別對房屋價格的相關係數為 0.219 與 0.104,相關程度低,接著實際以 MDS 降維

後資料配適線性迴歸,結果如表 5 所示:

線型迴歸模型 R-square 為 0.06,可見使用此模型效果不佳,而同理在使用 PCA 或 ISOMAP 的降維後資料進行配適會得到相同極差的結果,因此不再多加贅述。

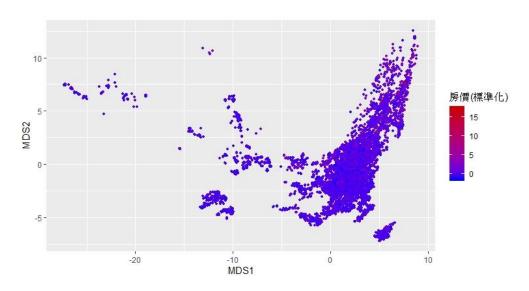


圖 53 房屋價格與以 MDS 降維後前兩維的關係圖

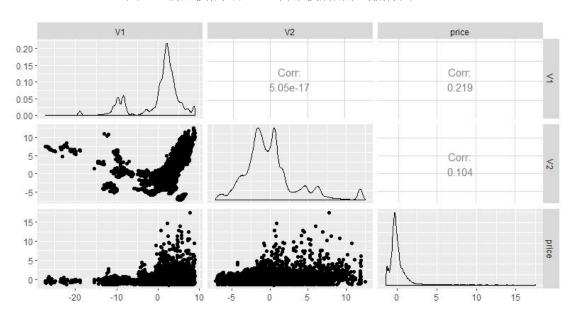


圖 54 Pairwise of first 2 MDS & price

表 5 以 MDS 降維後線性回歸之參數

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.251e-16	7.653e-03	0.00	1
V1	3.845e-02	1.345e-03	28.58	<2e-16 ***
V2	3.055e-02	2.247e-03	13.60	<2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.9703 on 16070 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.05869, Adjusted R-squared: 0.05857

F-statistic: 501 on 2 and 16070 DF, p-value: < 2.2e-16

2.6.6. n << p

在觀測值遠小於變數個數的狹長情形中會因非 full rank 導致傳統線型迴歸有共線性的問題,然而,本資料使用向後消去 (backward elimination)下因為在原始線型迴歸模型無法配適導致在變數選擇因自由度為 0 而亦無法使用 (R 運行結果如表 6),因此考慮 lasso regression。表 6 regression of backward elimination

We are eliminating variables based on p value Variables Removed:

Error in Anova.lm(m):residual df=0

在建立 lasso regression 前,首先以 cross validation 選擇最適當的懲罰項,因為 n << p 的觀測值只有 20 筆,所以以 Leave-One-Out 以及 MSE 最小的方式進行選擇 λ ,結果顯示取 exp (-2.64)=0.07 即可(圖55。

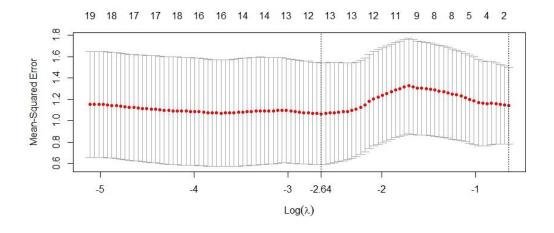


圖 55 Mean Square Error of $Log(\lambda)$

然而,在建立 lasso 模型的最後顯示警告消息,呈現出來的係數貌似沒問題,但在信賴區間卻出現無窮大以及 p-value 皆為 0 或 1:

表 / las	so reg	ression
---------	--------	---------

Var	Coef	Z-score	P-value	LowConfPt	UpConfPt	LowTail	UpTail
						Area	Area
1	0.528	1.855	0	28.490	Inf	0	0
4	0.099	0.067	0	148.934	Inf	0	0
7	-0.011	-0.009	1	-Inf	-118.613	0	0
12	0.142	0.184	1	-Inf	-77.140	0	0

21	-0.349	-1.058	1	32.987	Inf	0	0
22	0.284	1.035	0	27.384	Inf	0	0
23	0.340	0.936	0	36.278	Inf	0	0
29	0.066	0.204	1	-Inf	-32.456	0	NaN
63	-0.227	-0.741	1	30.652	Inf	0	0
91	0.025	0.039	0	64.092	Inf	0	0
107	0.119	0.220	1	-Inf	53.931	0	0
110	-0.378	-1.378	0	-Inf	-27.434	0	0

而根據 Gabriel Vasconcelos 於 insightr 中《When the lasso fails?》 1中提及之資訊,當資料中的共變異數矩陣可以被區分成明顯區集如下:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} C_{1,1} & C_{1,2} \\ C_{2,1} & C_{2,2} \end{pmatrix}$$

 $C_{1,1}$ 為資料中的重要變數, $C_{2,2}$ 為不重要的變數, $C_{1,2}$ 與 $C_{2,1}$ 為重要與不重要變數的共變異數矩陣,當 Σ 明顯被分割的情形下且滿足以下條件:

$$\left|C_{2,1}C_{1,1}^{-1}sign(\beta)\right|<1$$

則 lasso 係數的估計將出現非嚴格遞減的情形(如圖 57 中紅色線所示)。

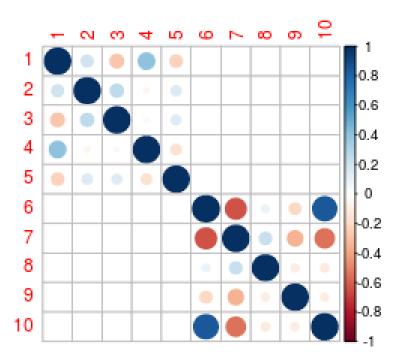


圖 56

^{1 (}When the lasso fails?)

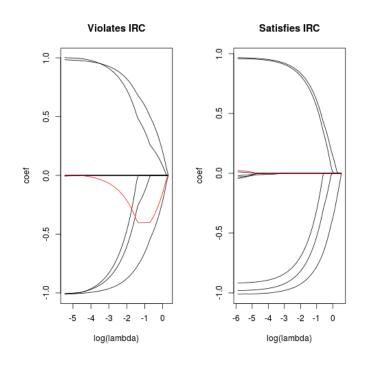


圖 57

基於以上原則,檢視本資料的相關係數矩陣及係數懲罰的情形:

把變數整理成上述的(哪?矩陣熱圖(圖 58)的形式,檢視係數懲罰,發現有部分的變數有非嚴格遞減的情形(圖 59),因此,可以考慮使用adaptive lasso regression或者其他修正之 lasso regression 進行配適。

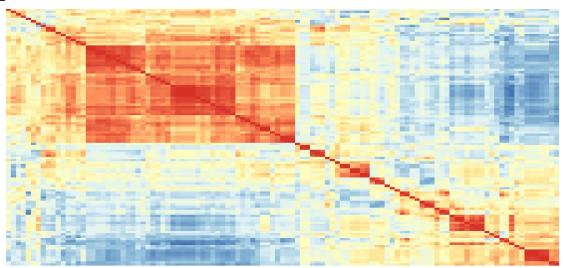


圖 58 heatmap of Correlation Matrix

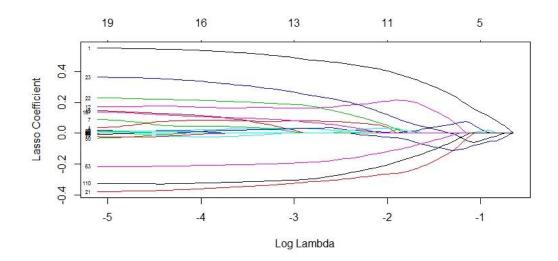


圖 59 $Log(\lambda)$ v.s Lasso Coefficient

3. 結論

4. 參考書目與文章

- 1. 《R Graphics Cookbook》 Winston Chang
- 2. 《When the lasso fails?》 Gabriel Vasconcelos

附錄I、資料結構

附錄表 1 資料結構表

類型 變數名稱

連續 numeric

additional_education_km	area_m	basketball_km
big_church_km	big_market_km	big_road1_km
big_road2_km	bulvar_ring_km	bus_terminal_avto_km
cafe_avg_price_1000	cafe_avg_price_1500	cafe_avg_price_2000
cafe_avg_price_3000	cafe_avg_price_500	cafe_avg_price_5000
cafe_sum_1000_max_price_avg	cafe_sum_1000_min_price_avg	cafe_sum_1500_max_price_avg
cafe_sum_1500_min_price_avg	cafe_sum_2000_max_price_avg	cafe_sum_2000_min_price_avg
cafe_sum_3000_max_price_avg	cafe_sum_3000_min_price_avg	cafe_sum_500_max_price_avg
cafe_sum_500_min_price_avg	cafe_sum_5000_max_price_avg	cafe_sum_5000_min_price_avg
catering_km	cemetery_km	church_synagogue_km
detention_facility_km	exhibition_km	fitness_km
green_part_1000	green_part_1500	green_part_2000
green_part_3000	green_part_500	green_part_5000
green_zone_km	green_zone_part	hospice_morgue_km
ice_rink_km	ID_railroad_station_avto	ID_railroad_station_walk
incineration_km	indust_part	industrial_km
kindergarten_km	kremlin_km	market_shop_km
metro_km_avto	metro_km_walk	metro_min_avto
metro_min_walk	mkad_km	mosque_km
museum_km	nuclear_reactor_km	office_km
oil_chemistry_km	park_km	power_transmission_line_km
preschool_km	prom_part_1000	prom_part_1500
prom_part_2000	prom_part_3000	prom_part_500
prom_part_5000	public_healthcare_km	public_transport_station_km
<pre>public_transport_station_min_w alk</pre>	radiation_km	railroad_km
railroad_station_avto_km	railroad_station_avto_min	railroad_station_walk_km
railroad_station_walk_min	sadovoe_km	school_km
shopping_centers_km	stadium_km	swim_pool_km
theater_km	thermal_power_plant_km	ts_km
ttk_km	university_km	water_km
water_treatment_km	workplaces_km	zd_vokzaly_avto_km

additional_education_raion	afe_count_3000_price_2500	afe_count_5000_na_price
big_church_count_1000	big_church_count_1500	big_church_count_2000
big_church_count_3000	big_church_count_500	big_church_count_5000
build_count_1921.1945	build_count_1946.1970	build_count_1971.1995
build_count_after_1995	build_count_before_1920	build_count_block
build_count_brick	build_count_foam	build_count_frame
build_count_mix	build_count_monolith	build_count_panel
build_count_slag	build_count_wood	cafe_count_1000
cafe_count_1000_na_price	cafe_count_1000_price_1000	cafe_count_1000_price_1500
cafe_count_1000_price_2500	cafe_count_1000_price_4000	cafe_count_1000_price_500
cafe_count_1000_price_high	cafe_count_1500	cafe_count_1500_na_price
cafe_count_1500_price_1000	cafe_count_1500_price_1500	cafe_count_1500_price_2500
cafe_count_1500_price_4000	cafe_count_1500_price_500	cafe_count_1500_price_high
cafe_count_2000	cafe_count_2000_na_price	cafe_count_2000_price_1000
cafe_count_2000_price_1500	cafe_count_2000_price_2500	cafe_count_2000_price_4000
cafe_count_2000_price_500	cafe_count_2000_price_high	cafe_count_3000
cafe_count_3000_na_price	cafe_count_3000_price_1000	cafe_count_3000_price_1500
cafe_count_3000_price_4000	cafe_count_3000_price_500	cafe_count_3000_price_high
cafe_count_500	cafe_count_500_na_price	cafe_count_500_price_1000
cafe_count_500_price_1500	cafe_count_500_price_2500	cafe_count_500_price_4000
cafe_count_500_price_500	cafe_count_500_price_high	cafe_count_5000
cafe_count_5000_price_1000	cafe_count_5000_price_1500	cafe_count_5000_price_2500
cafe_count_5000_price_4000	cafe_count_5000_price_500	cafe_count_5000_price_high
children_preschool	children_school	church_count_1000
church_count_1500	church_count_2000	church_count_3000
church_count_500	church_count_5000	culture_objects_top_25_raion
ekder_all	ekder_female	ekder_male
female_f	floor	full_all
full_sq	healthcare_centers_raion	hospital_beds_raion
id	ID_big_road1	ID_big_road2
ID_bus_terminal	ID_metro	ID_railroad_terminal
kitch_sq	leisure_count_1000	leisure_count_1500
leisure_count_2000	leisure_count_3000	leisure_count_500
leisure_count_5000	life_sq	male_f
market_count_1000	market_count_1500	market_count_2000
market_count_3000	market_count_500	market_count_5000
max_floor	mosque_count_1000	mosque_count_1500

	mosque_count_2000	mosque_count_3000	mosque_count_500
	mosque_count_5000	num_room	office_count_1000
	office_count_1500	office_count_2000	office_count_3000
	office_count_500	office_count_5000	office_raion
	office_sqm_1000	office_sqm_1500	office_sqm_2000
	office_sqm_3000	office_sqm_500	office_sqm_5000
	preschool_education_centers_ra	preschool_quota	price_doc
	raion_build_count_with_buildda te_info	raion_build_count_with_materia	raion_popul
	school_education_centers_raion	school_education_centers_top_ 20_raion	school_quota
	shopping_centers_raion	sport_count_1000	sport_count_1500
	sport_count_2000	sport_count_3000	sport_count_500
	sport_count_5000	sport_objects_raion	trc_count_1000
	trc_count_1500	trc_count_2000	trc_count_3000
	trc_count_500	trc_count_5000	trc_sqm_1000
	trc_sqm_1500	trc_sqm_2000	trc_sqm_3000
	trc_sqm_500	trc_sqm_5000	university_top_20_raion
	work_all	work_female	work_male
	X0_13_all	X0_13_female	X0_13_male
	X0_17_all	X0_17_female	X0_17_male
	X0_6_all	X0_6_female	X0_6_male
	X16_29_all	X16_29_female	X16_29_male
	X7_14_all	X7_14_female	X7_14_male
	young_all	young_female	young_male
Date			
	build_year	timestamp	
Factor			
	big_market_raion	big_road_line	culture_objects_top_
	detention_facility_raion	incineration_raion	nuclear_reactor_raion
	oil_chemistry_raion	radiation_raion	railroad_line
	railroad_terminal_raion	sub_area	ecology
	material	product_type	state
	thermal_power_plant_raion	water_line	

附錄 II、連續變數摘要表

附錄表 2 連續變數摘要表

		<u> </u>						
Continuous Variables	min	1 st Qu.	Median	Mean	3 rd Qu,	Max	NMiss	MissRate
full_sq	0	38	49	54.21	63	5326		
life_sq	0	20	30	34.4	43	7478	6383	0.2095
floor	0	3	6.5	7.671	11	77	167	0.0055
max_floor	0	9	12	12.56	17	117	9572	0.3141
num_room	0	1	2	1.91	2	19	9572	0.3141
kitch_sq	0	1	6	6.399	9	2014	9572	0.3141
area_m	2081628	7307411	10508030	17657051	18036437	206071809		
raion_popul	2546	21819	83502	84056	122862	247469		
green_zone_part	0.0019	0.0638	0.1675	0.218922	0.336177	0.852923		
indust_part	0	0.01951	0.0722	0.11887	0.19578	0.52187		
children_preschool	175	1706	4857	5140	7103	19223		
preschool_quota	0	1874	2854	3271	4050	11926	6688	0.2195
preschool_education_cent	0	2	4	4.065	6	13		
ers_raion	0	2	4	4.065	6	13		
children_school	168	1564	5261	5354	7227	19083		
school_quota	1012	5782	7377	8325	9891	24750	6685	0.2194
school_education_centers	0	2	г	4 705	7	1.4		
_raion	0	2	5	4.705	7	14		
school_education_centers	0	0	0	0.1007	0	2		
_top_20_raion	0	0	0	0.1097	0	2		
hospital_beds_raion	0	520	990	1191	1786	4849	14441	0.4739
healthcare_centers_raion	0	0	1	1.321	2	6		
university_top_20_raion	0	0	0	0.1383	0	3		
sport_objects_raion	0	1	5	6.635	10	29		
additional_education_raio	0	1	2	2.896	4	16		
n	0	1	2	2.090	4	10		
culture_objects_top_25_ra	0	0	0	0.2867	0	10		
ion	U	U	U	0.2807	U	10		
shopping_centers_raion	0	1	3	4.201	6	23		
office_raion	0	0	2	8.253	5	141		
full_all	2546	28179	85219	146306	125111	1716730		
male_f	1208	13522	39261	67208	58226	774585		
female_f	1341	15031	45729	79099	67872	942145		
young_all	365	3459	10988	11179	14906	40692		

young_male	189	1782	5470	5724	7597	20977		
young_female	177	1677	5333	5455	7617	19715		
work_all	1633	13996	52030	53668	77612	161290		
work_male	863	7394	26382	27254	38841	79622		
work_female	771	6661	26092	26414	37942	81668		
ekder_all	548	4695	20036	19210	29172	57086		
ekder_male	156	1331	6180	5812	8563	19275		
ekder_female	393	3365	13540	13398	20165	37811		
X0_6_all	175	1706	4857	5140	7103	19223		
X0_6_male	91	862	2435	2631	3523	9987		
X0_6_female	85	844	2390	2509	3455	9236		
X7_14_all	168	1564	5261	5354	7227	19083		
X7_14_male	87	821	2693	2743	3585	9761		
X7_14_female	82	743	2535	2611	3534	9322		
X0_17_all	411	3831	12508	12541	16727	45170		
XO_17_male	214	1973	6085	6423	8599	23233		
X0_17_female	198	1858	6185	6118	8549	21937		
X16_29_all	575	5829	17864	31316	27194	367659		
X16_29_male	308	2955	8896	15369	13683	172958		
X16_29_female	253	2874	9353	15947	14184	194701		
X0_13_all	322	3112	9633	9841	13121	36035		
XO_13_male	166	1600	4835	5037	6684	18574		
X0_13_female	156	1512	4667	4804	6699	17461		
metro_min_avto	0	1.721	2.803	4.961	4.832	61.438		
metro_km_avto	0	1.037	1.784	3.701	3.777	74.906		
metro_min_walk	0	11.48	20.45	42.74	45.32	711.22	25	0.0008
metro_km_walk	0	0.957	1.704	3.561	3.777	59.268	25	0.0008
kindergarten_km	0.00047	0.2000	0.3538	0.98168	0.97142	29.08577		
school_km	0	0.2697	0.4749	1.324	0.8865	47.3947		
park_km	0.00374	0.9733	1.8039	3.09994	3.40479	47.35154		
green_zone_km	0	0.101	0.2143	0.3005	0.4155	1.9824		
industrial_km	0	0.2883	0.5765	0.7688	1.0411	14.0482		
water_treatment_km	0.2741	5.3046	10.378	11.1676	16.7914	47.5912		
cemetery_km	0	1.335	1.969	2.315	3.089	15.779		
incineration_km	0.1981	6.2219	10.3242	10.8846	13.3938	58.632		
railroad_station_walk_km	0.0282	1.9314	3.23554	4.38694	5.14764	24.65304	25	0.0008
railroad_station_walk_min	0.3378	23.1765	38.82650	52.6433	61.7717	295.8365	25	0.0008
railroad_station_avto_km	0.0282	2.1169	3.42832	4.58728	5.39143	24.65398		

railroad_station_avto_min	0.0352	3.2355	4.94456	6.08661	7.30357	38.69192
public_transport_station_k	0.0020	0.1012	0.16020	0.414126	0.270402	17 412002
m	0.0028	0.1013	0.16028	0.414136	0.278403	17.413002
public_transport_station_	0.0227	1 2150	1 0222	4.00002	2.24004	200 05002
min_walk	0.0337	1.2158	1.9233	4.96963	3.34084	208.95602
water_km	0.0067	0.3396	0.6212	0.690947	0.963865	2.827709
mkad_km	0.0136	2.6334	5.4675	6.27476	8.18475	53.27783
ttk_km	0.0019	5.3398	9.8426	11.31815	15.67545	66.0332
sadovoe_km	0.0004	8.3463	12.7487	14.05672	18.71662	68.85305
bulvar_ring_km	0.0020	9.2567	13.6115	15.02334	19.94519	69.98487
kremlin_km	0.0729	10.4605	14.8792	16.0448	20.6668	70.7388
big_road1_km	0.0004	0.7790	1.72412	1.881276	2.806196	6.995416
big_road2_km	0.0019	2.1034	3.21197	3.396649	4.316292	13.798346
railroad_km	0.0023	0.6550	1.23836	1.88938	2.520431	17.387119
zd_vokzaly_avto_km	0.1367	9.992	14.7576	17.2148	24.0612	91.2151
bus_terminal_avto_km	0.0620	5.214	7.4545	9.99245	13.28391	74.79611
oil_chemistry_km	0.5107	8.721	16.6985	17.4016	23.4245	70.4134
nuclear_reactor_km	0.3098	5.238	8.9653	10.9453	16.3725	64.257
radiation_km	0.0047	1.232	2.4352	4.41078	4.68705	53.89016
power_transmission_line_	0.0202	0.976	1 0057	2 40222	4 02655	12 22 127
km	0.0303	0.976	1.8957	3.49223	4.92655	43.32437
thermal_power_plant_km	0.4006	3.770	5.8924	7.3401	9.8187	56.8561
ts_km	0	2.057	3.972	4.931	5.552	54.081
big_market_km	0.6614	7.530	11.9104	13.2839	16.5602	59.5016
market_shop_km	0.0039	1.5436	2.92742	3.95888	5.48542	41.10365
fitness_km	0	0.3612	0.6563	1.1546	1.334	26.6525
swim_pool_km	0	1.7090	2.877	4.232	5.37	53.359
ice_rink_km	0	3.0440	5.547	6.124	7.957	46.037
stadium_km	0.1148	4.0182	6.9692	9.4367	13.5918	83.3985
basketball_km	0.0055	1.3082	2.8780	4.78764	6.36452	56.70379
hospice_morgue_km	0.0025	1.1182	1.8957	2.64649	3.29732	43.69464
detention_facility_km	0.0412	5.6697	11.31144	14.5511	24.88321	89.37137
public_healthcare_km	0	1.279	2.342	3.357	3.984	76.055
university_km	0.00031	2.2012	4.3376	6.85589	9.38027	84.86215
workplaces_km	0	1.017	2.032	3.927	5.416	55.278
shopping_centers_km	0	0.4838	0.8396	1.5058	1.5495	26.2595
office_km	0	0.5552	1.053	2.011	3.0467	18.9589

preschool_km	0	0.2851	0.493	1.3452	0.9363	47.3947		
big_church_km	0.0041	0.8605	1.4908	2.33005	2.92226	45.66906		
church_synagogue_km	0	0.5325	0.86	0.972	1.2485	15.6157		
mosque_km	0.0055	3.7661	6.5436	7.73924	10.04705	44.84983		
theater_km	0.0268	4.2253	8.6120	9.63807	13.45959	87.60069		
museum_km	0.0079	2.8794	5.6435	7.0632	10.3286	59.2032		
exhibition_km	0.0090	2.2438	4.1067	5.55226	6.9687	54.43124		
catering_km	0.0004	0.2086	0.4127	0.687988	0.841418	12.162697		
green_part_500	0	1.48	8.38	13.38	19.92	100		
prom_part_500	0	0	0	5.718	5.76	98.77		
office_sqm_500	0	0	0	13983	0	611015		
trc_sqm_500	0	0	0	21797	120	1500000		
cafe_sum_500_min_price_ avg	300	500	666.7	741.3	954.8	4000	13281	0.4359
cafe_sum_500_max_price _avg	500	1000	1167	1247	1500	6000	13281	0.4359
cafe_avg_price_500	400	750	916.7	994.2	1250	5000	13281	0.4359
green_part_1000	0	6.31	13.04	16.96	24.18	100		
prom_part_1000	0	0	4.02	8.783	12.62	72.2		
office_sqm_1000	0	0	0	62267	54500	2244723		
trc_sqm_1000	0	0	7800	65881	67183	1500000		
cafe_count_1000	0	1	4	15.41	11	449		
cafe_sum_1000_min_price _avg	300	543.2	669.2	710.9	839.3	2500	6524	0.2141
cafe_sum_1000_max_pric e_avg	500	1000	1143	1207	1400	4000	6524	0.2141
cafe_avg_price_1000	400	750	912.5	958.8	1120	3250	6524	0.2141
green_part_1500	0	8.47	14.95	19.2	26.69	90.41		
prom_part_1500	0	1.52	7.82	10.6	15.34	63		
office_sqm_1500	0	0	16650	140371	117300	2908344		
trc_sqm_1500	0	0	49410	127715	154590	1533000		
cafe_sum_1500_min_price _avg	300	585.7	692.3	714.1	821.4	2500	4199	0.1378
cafe_sum_1500_max_pric e_avg	500	1000	1167	1206	1367	4000	4199	0.1378
cafe_avg_price_1500	400	795	926.3	960	1093.8	3250	4199	0.1378
green_part_2000	0.01	10.16	17.63	20.84	28.33	75.3		
prom_part_2000	0	3.12	8.8	11.22	16.21	56.1		

office_sqm_2000	0	0	58411	246497	207193	3602982		
trc_sqm_2000	0	12065	117300	212759	286681	2448300		
cafe_sum_2000_min_price _avg	300	607.7	683.3	720	791.7	2166.7	1725	0.0566
cafe_sum_2000_max_pric e_avg	500	1000	1156	1211	1322	3500	1725	0.0566
cafe_avg_price_2000	400	823.5	919.2	965.4	1057.2	2833.3	1725	0.0566
green_part_3000	0.31	12.15	20.26	22.73	30.36	74.02		
prom_part_3000	0	4.24	9.66	10.98	15.73	45.1		
office_sqm_3000	0	0	130303	543262	494706	6106112		
trc_sqm_3000	0	41100	294350	438132	659453	2654102		
cafe_sum_3000_min_price _avg	300	650	711.1	765.9	815.6	1833.3	991	0.0325
cafe_sum_3000_max_pric e_avg	500	1102	1212	1283	1333	3000	991	0.0325
cafe_avg_price_3000	400	875.8	961.1	1024.6	1083.3	2416.7	991	0.0325
green_part_5000	3.52	14.78	19.76	22.77	31.41	75.46		
prom_part_5000	0.21	6.05	8.98	10.35	14	28.56	178	0.0058
office_sqm_5000	0	85159	432438	1401057	1433847	12702114		
trc_sqm_5000	0	262000	1075495	1173871	1683836	4585477		
cafe_sum_5000_min_price _avg	300	670.9	721.7	765.1	816.7	1875	297	0.0097
cafe_sum_5000_max_pric e_avg	500	1144	1212	1278	1346	3000	297	0.0097
cafe_avg_price_5000	400	909.4	966.7	1021.7	1091.7	2437.5	297	0.0097
price_doc	100000	4740002	6274411	7123035	8300000	111111112		