

Banking Customers Churn Analysis



ที่มาและความสำคัญ



ในยุคของการแข่งขันด้านการเงินและธนาคาร การรักษาฐานลูกค้าเดิมมีความสำคัญไม่น้อยไปกว่าการหาลูกค้าใหม่ การยกเลิกบริการของลูกค้า (Churn) มักส่งผลต่อรายได้โดยตรงขององค์กร การวิเคราะห์ข้อมูลพฤติกรรมลูกค้าช่วยให้ธนาคารเข้าใจสาเหตุของการเลิกใช้บริการสามารถคาดการณ์แนวโน้ม และกำหนดกลยุทธ์การตลาดเพื่อป้องกันการสูญเสียลูกค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น การนำเทคโนโลยีการวิเคราะห์ข้อมูลมาใช้ เช่น การสร้างตารางสรุปข้อมูล (PivotTable), การใช้สูตรทางสถิติ และการหาความสัมพันธ์ของตัวแปร จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการวิเคราะห์ปัญหาเชิงธุรกิจขององค์กร

วัตถุประสงค์

1. เพื่อวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการยกเลิกบริการของลูกค้า



2. เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร เชิงประชากรและพฤติกรรมการใช้บริการกับสถานะการยกเลิกบริการ

3. เพื่อสร้างข้อมูลเชิงลึก (Insight) ที่สามารถใช้สนับสนุน การตัดสินใจด้านกลยุทธ์การตลาด และการบริการลูกค้า

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 
- เพื่อให้ธนาคารสามารถเข้าใจสาเหตุของการเลิกใช้บริการจากพนักงานและข้อมูลประชากรของลูกค้า
 - เพื่อคาดการณ์แนวโน้มการสูญเสียลูกค้าและระบุลูกค้าที่มีความเสี่ยงสูงต่อการยกเลิกบริการ
 - เพื่อใช้เป็นเครื่องมือในการกำหนดกลยุทธ์ด้านการตลาด เช่น การอว碌แบบบริการใหม่ การทำโปรโมชันเฉพาะกลุ่ม และการปรับปรุงคุณภาพการให้บริการ
 - เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรักษาฐานลูกค้าเดิม ลดต้นทุนในการหาลูกค้าใหม่ และเพิ่มความสามารถในการแข่งขันขององค์กร

ข้อมูลและวิธีการวิเคราะห์ (Data and Methodology)

ข้อมูลทั่วไปของลูกค้า (Customer Information)

CustomerId — รหัสประจำตัวของลูกค้า (เป็นค่าแบบสุ่ม ไม่มีผลต่อการตัดสินใจยกเลิกบริการ)
Surname — นามสกุลของลูกค้า (ไม่มีผลต่อการยกเลิกบริการของลูกค้า)
Geography — ภูมิภาคหรือประเทศที่ลูกค้าอาศัยอยู่ France, Germany, Spain ซึ่งอาจมีผลต่อแนวโน้มการยกเลิกบริการ
Gender — เพศของลูกค้า (Male/Female)

ข้อมูลทางการเงิน (Financial Information)

CreditScore — คะแนนเครดิตของลูกค้า
Balance — ยอดเงินคงเหลือในบัญชีของลูกค้า
EstimatedSalary — รายได้โดยประมาณของลูกค้า

ข้อมูลความพึงพอใจและประสบการณ์ลูกค้า (Customer Experience)

Complain — ระบุว่าลูกค้ามีการร้องเรียนหรือไม่ (1 = มี, 0 = ไม่มี)
Satisfaction Score — คะแนนความพึงพอใจของลูกค้า โดยคะแนนต่ำอาจสัมพันธ์กับอัตราการยกเลิกที่สูงขึ้น
Card Type — ประเภทของบัตรที่ลูกค้าใช้ เช่น Silver, Gold, Platinum
Points Earned — คะแนนสะสมจากการใช้บัตรเครดิต ยิ่งคะแนนมากอาจแสดงถึงการใช้บริการอย่างต่อเนื่อง

ข้อมูลพฤติกรรมการใช้บริการ (Service Usage Information)

NumOfProducts — จำนวนผลิตภัณฑ์การเงินที่ลูกค้าใช้
HasCrCard — การถือบัตรเครดิต (1 = มี, 0 = ไม่มี)
IsActiveMember — สถานะการใช้งานบัญชี (1 = Active, 0 = Inactive)

ข้อมูลด้านเวลาและความสัมพันธ์กับธนาคาร (Customer Relationship)

Age — อายุของลูกค้า โดยก้าวไปลูกค้าที่อายุน้อยมักยกเลิกบริการมากกว่ากลุ่มอายุสูง
Tenure — ระยะเวลาการเป็นลูกค้าธนาคาร (หน่วยเป็นปี) ลูกค้าที่อยู่นานมักมีความภักดีต่อธนาคารมากกว่า

ตัวแปรผลลัพธ์ (Target Variable)

Exited — ระบุสถานะของลูกค้าว่ายังใช้บริการธนาคารอยู่หรือไม่ (1 = ยกเลิกการใช้บริการธนาคาร, 0 = ยังคงใช้บริการอยู่)

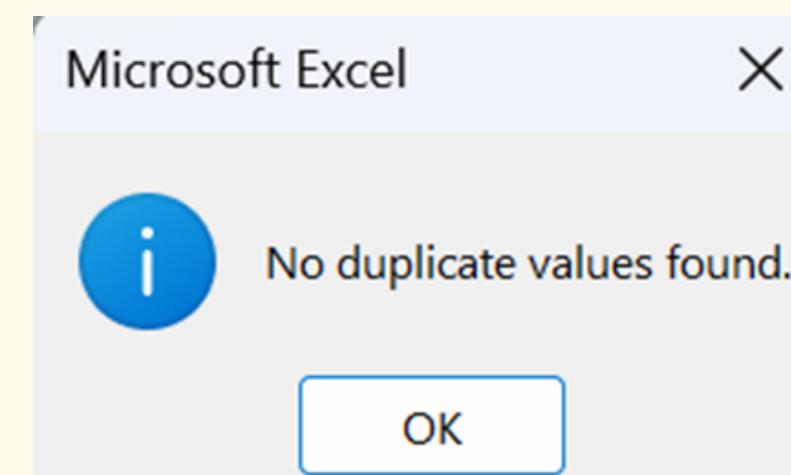
Data Cleaning เช็คค่า missing

1 ² CustomerId	A ^B Surname	1 ² CreditScore	A ^B Geography	A ^B Gender	1 ² Age	1 ² Tenure
● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty

Balance	1 ² NumOfProducts	1 ² HasCrCard	1 ² IsActiveMember	1.2 EstimatedSalary	1 ² Exited	1 ² Complain
Valid Error Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty

1 ² Satisfaction Score	A ^B Card Type	1 ² Point Earned	A ^B Age Group	A ^B Tenure group	A ^B Credit score Group
● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%	● Valid ● Error ● Empty	100% 0% 0%

เช็ค Duplicates



ผลการวิเคราะห์เบื้องต้น

Section 1: ข้อมูลภาพรวมของลูกค้า				
รายการ	ค่า			
จำนวนลูกค้าทั้งหมด	10000			
จำนวนลูกค้าที่ล่าออก	2038			
อัตราการล่าออก (%)	20.38%			
Section 2: เพศของลูกค้า				
เพศ	จำนวน	ร้อยละ		
ชาย	5457	54.57%		
หญิง	4543	45.43%		
Section 3: ประเทศของลูกค้า				
ประเทศ	จำนวน	รายได้	อัตราChurn (%) เทียบกับ ประเทศนี้ๆ	ยอดเงินคงเหลือเฉลี่ย
France	5014	99899	16.17%	62093
Spain	2477	99441	16.67%	61818
Germany	2509	101113	32.44%	119730
Section 4: ระดับสมาชิก (Card Category)				
ประเภทมัตต์	จำนวนลูกค้า	รายได้เฉลี่ย	อัตราChurn (%) เทียบกับ มัตต์นี้ๆ	
Silver	2496	101093	20.11%	
Gold	2502	100551	19.26%	
Platinum	2495	100198	20.36%	
Diamond	2507	98526	21.78%	
Section 5: พฤติกรรมลูกค้า				
ตัวบันได	ค่าเฉลี่ย			
คะแนนความพึงพอใจ	3.01			
รายได้โดยประมาณ	100090			
คะแนนลิ้นซ์	650.53			
Section 6: ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัย				
ตัวชี้วัด	ค่าเฉลี่ย			
อายุเฉลี่ยลูกค้า	38.92			
อายุเฉลี่ยของลูกค้าที่ล่าออก	44.84			
อายุเฉลี่ยของลูกค้าที่คงอยู่	37.41			
Section 7: การแบ่งช่วงอายุ				
ช่วงอายุ	จำนวนลูกค้า	ร้อยละ		
18-25 ปี	611	6.11%		
26-35 ปี	3542	35.42%		
36-45 ปี	3,736	37.36%		
46-60 ปี	1647	16.47%		
60 ปีขึ้นไป	464	4.64%		
Section 8: Active vs Non-Active Customers				
สถานะ	ร้อยละ	อัตราChurn(%)		
Active (ยังใช้บริการอยู่)	51.50%	14.27%		
Non-Active (ล่าออก/ไม่ใช้บริการ)	48.50%	26.87%		

ผลลัพธ์จากการใช้ function ใน Excel

=COUNT

=COUNTIF

=COUNTIFS

=AVERAGE

=AVERAGEIFS



เพื่อคำนวณอัตราการลาออก (Churn Rate) และสัดส่วนลูกค้าแต่ละกลุ่ม โดยไม่ต้องใช้สูตรนอก Pivot

Measure

Table Name: **Table1**

Measure Name: **Total Customers**

Value Description:

Formula: ***fx*** [Check DAX Formula](#)

```
=countrows(Table1)
```

Category:

- General**
- Date
- Number
- Currency
- TRUE\FALSE

Measure

Table Name: **Table1**

Measure Name: **Churn customers**

Value Description:

Formula: ***fx*** [Check DAX Formula](#)

```
=CALCULATE(countrows(table1),Table1[Exited] = 1)
```

Category:

- General**
- Date
- Number
- Currency
- TRUE\FALSE

Measure

Table Name: **Table1**

Measure Name: **Churn rate**

Value Description:

Formula: ***fx*** [Check DAX Formula](#)

```
=DIVIDE([Churn customers], [ Total Customers],0)
```

Category:

- General**
- Date
- Number
- Currency
- TRUE\FALSE

เกณฑ์ อัตราการยกเลิกการใช้บริการ และ conditional formatting

Churn rate

20.38%

Conditional Formatting Rules Manager

Show formatting rules for: This Worksheet

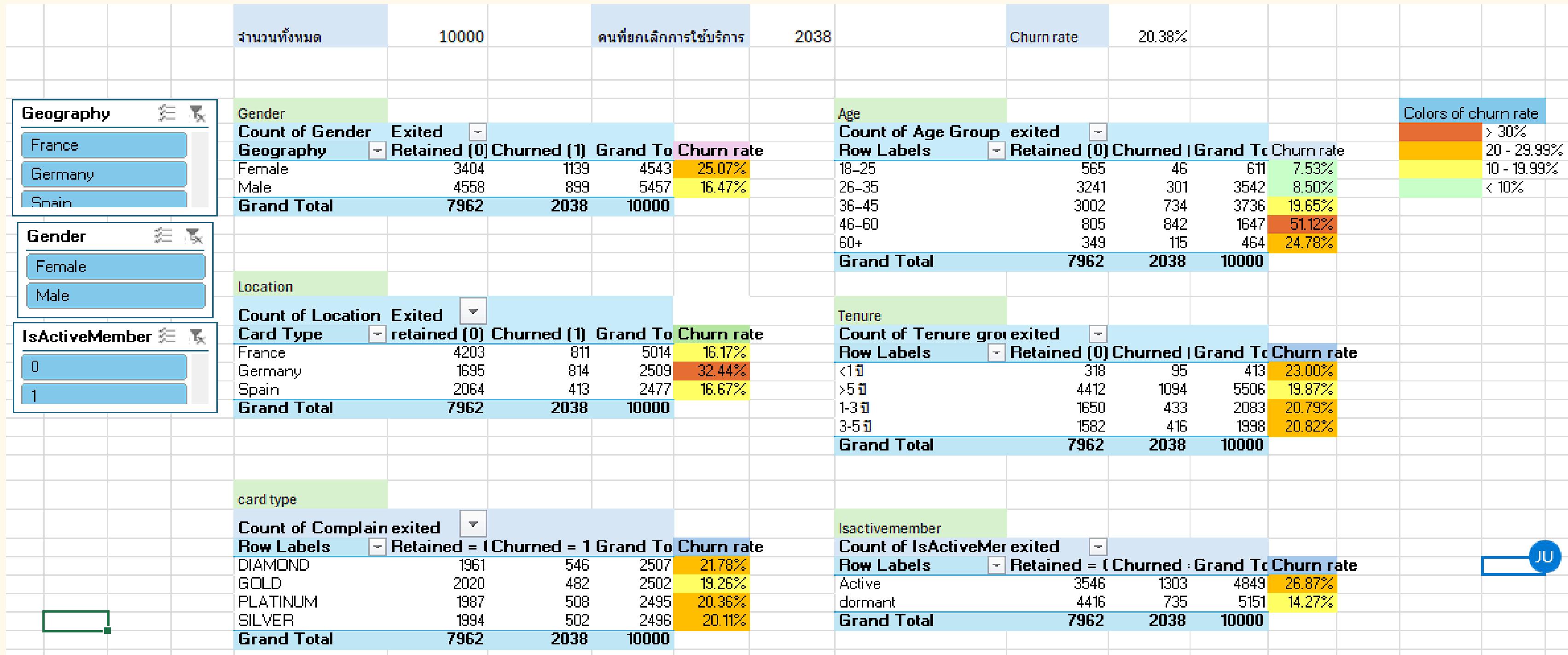
New Rule... Edit Rule... Delete Rule Duplicate Rule

Rule (applied in order shown)	Format	Applies to
Cell Value < 0.1	AaBbCcYyZz	= \$I\$7:\$I\$8,\$O\$7:\$O\$11,\$I\$16:\$I\$18,\$O\$17:\$O\$20
Cell Value between 0.1 and 0.1999	AaBbCcYyZz	= \$I\$7:\$I\$8,\$O\$7:\$O\$11,\$I\$16:\$I\$18,\$O\$17:\$O\$20
Cell Value between 0.2 and 0.29999	AaBbCcYyZz	= \$I\$7:\$I\$8,\$O\$7:\$O\$11,\$I\$16:\$I\$18,\$O\$17:\$O\$20
Cell Value > 0.3	AaBbCcYyZz	= \$I\$7:\$I\$8,\$O\$7:\$O\$11,\$I\$16:\$I\$18,\$O\$17:\$O\$20

OK Close

Colors of churn rate	
> 30%	
20 - 29.99%	
10 - 19.99%	
< 10%	

ผลลัพธ์จากการนำข้อมูล Pivot table เพื่อหาความสัมพันธ์การยกเลิกบริการของลูกค้า



สถิติทดสอบ t-test

ต้องการทดสอบว่า ระยะเวลาใช้บริการเฉลี่ยของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว แตกต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่ หรือไม่?

Tenure (Retained)	Tenure (churned)
1	2
1	8
2	8
7	4
4	1
2	4
6	3
3	0
10	8
5	2
7	9
3	9
9	8
6	1
6	4
8	2
8	2
3	3
5	4
3	5
2	1
9	4
3	9
0	9
7	8
9	9
6	1
9	0

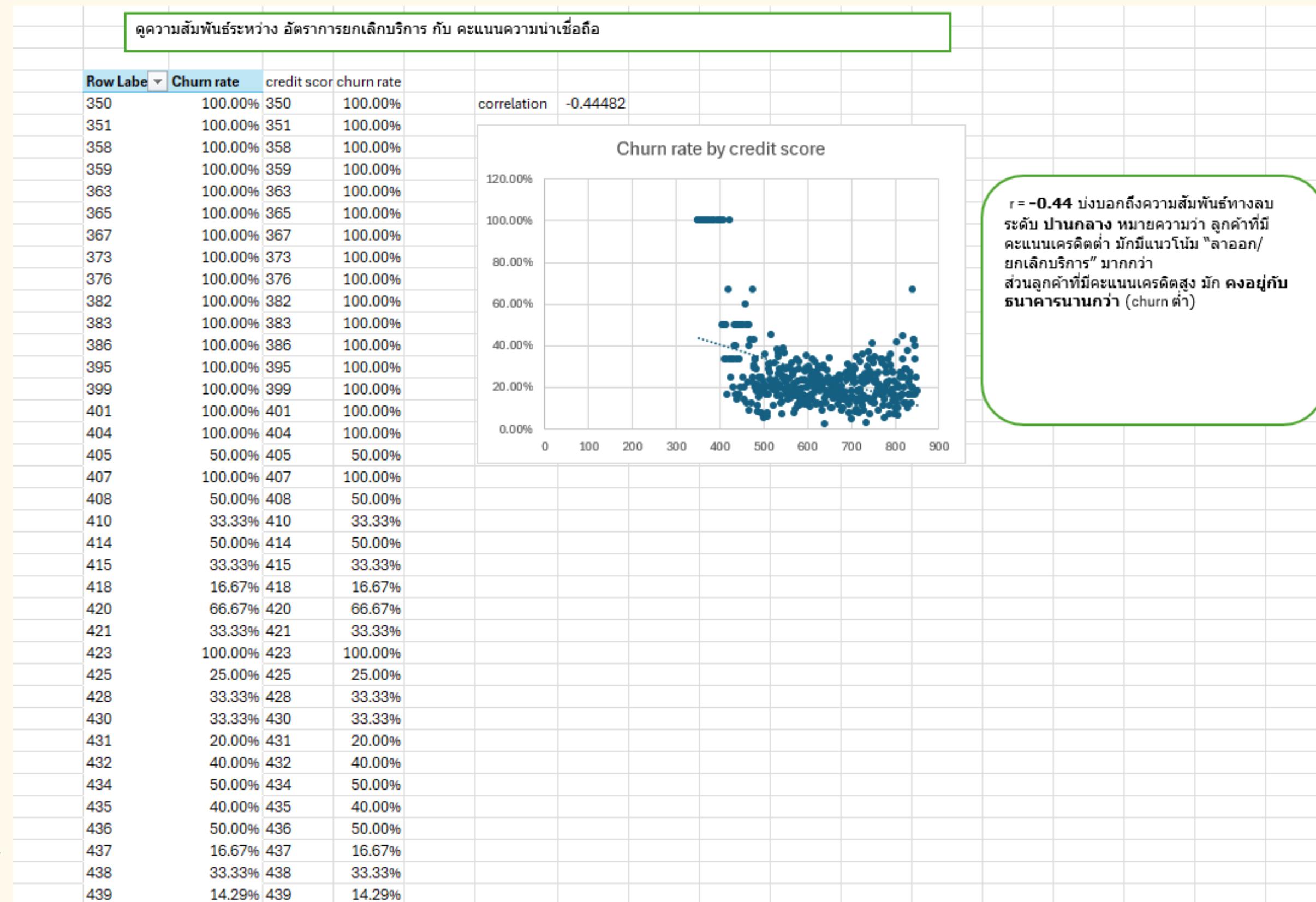
ต้องการทดสอบว่า ระยะเวลาใช้บริการเฉลี่ยของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว แตกต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่ หรือไม่?
ทดสอบความแปรปรวน 2 กลุ่ม ด้วย F test
H0: ค่าความแปรปรวนระยะเวลาใช้บริการของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว ไม่แตกต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่
H0: ค่าความแปรปรวนระยะเวลาใช้บริการของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว แตกต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่

F-Test Two-Sample for Variances

	Tenure (Exited=1)	Tenure (Exited=0)
Mean	4.934739941	5.032780708
Variance	8.624605013	8.297254646
Observations	2038	7962
df	2037	7961
F	1.039452853	
P(F<=f) one-tail	0.132852492	
P(F<=f) two-tail	0.265704985 >0.05	ยอมรับ H0 Assume variance
F Critical one-tail	1.058864057	

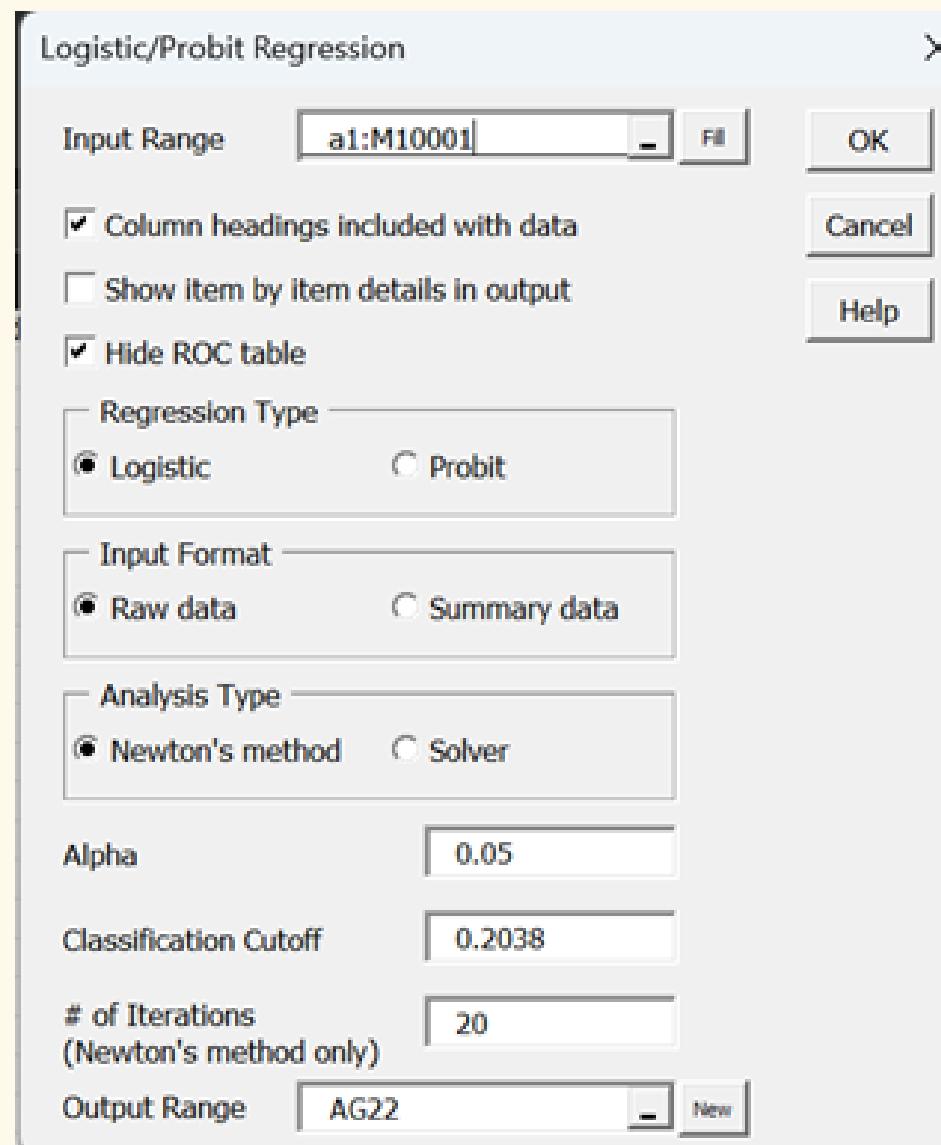
ทำการทดสอบ t test two sample แบบ assume varinece		
H0: ระยะเวลาใช้บริการเฉลี่ยของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว ไม่แตกต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่		
H1: ระยะเวลาใช้บริการเฉลี่ยของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว แตกต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่		
t-Test: Two-Sample Assuming Equal Variances		
	Tenure (Churned)	Tenure (Retained)
Mean	4.934739941	5.032780708
Variance	8.624605013	8.297254646
Observations	2038	7962
Pooled Variance	8.363949255	
Hypothesized Mean difference	0	
df	10000	
t Stat	-1.365570679	
P(T<=t) one-tail	0.086052238	
t Critical one-tail	1.645006049	
P(T<=t) two-tail	0.172104475 >0.05	ยอมรับ h0
t Critical two-tail	1.960201287	
ยอมรับ h0		
สรุปผลการทดสอบ	ระยะเวลาใช้บริการเฉลี่ยของ ผู้ที่ยกเลิกบริการแล้ว ไม่ต่างจาก ผู้ที่ยังคงใช้บริการธนาคารอยู่	

Correlation ดูความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการยกเลิกบริการกับคะแนนความน่าเชื่อถือ



Logistic Regression

สร้างโมเดล logistic regression (imbalance class)
โมเดลเพื่อใช้คำนวณการยกเลิกบริการของลูกค้า(y)จาก ตัวแปรต่างๆ (x)



	<i>coeff</i>	<i>s.e.</i>	<i>Wald</i>	<i>p-value</i>	<i>exp(b)</i>	<i>lower</i>	<i>upper</i>	LL	-4297.4
Intercept	-3.5949	0.25248	202.731	0	0.0274629			LL0	-5056.3
CreditScore	-0.0007	0.00028	5.8052	0.015978821	0.9993258	0.99878	0.99987	Chi-sq	1517.73
Geography	0.35442	0.03361	111.174	0	1.4253532	1.33448	1.52242	df	12
Gender	-0.5295	0.05434	94.936	0	0.5888932	0.52939	0.65508	p-value	0
Age	0.07272	0.00257	800.895	0	1.0754248	1.07002	1.08085	R-sq (L)	0.15008
Tenure	-0.0152	0.00934	2.6408	0.104150771	0.9849378	0.96707	1.00313	R-sq (CS)	0.14082
Balance	3.5E-06	4.8E-07	51.8985	5.84421E-13	1.0000035	1	1	R-sq (N)	0.22133
HasCrCard	-0.0392	0.05918	0.43965	0.507293101	0.9615182	0.85621	1.07978	AIC	8620.78
IsActiveMember	-1.0805	0.05757	352.266	0	0.3394143	0.3032	0.37996	BIC	8714.51
Estimated	4.9E-07	4.7E-07	1.08428	0.297741694	1.0000005	1	1		
Satisfaction	-0.0093	0.01924	0.23156	0.630366758	0.9907861	0.95413	1.02885		
Card Type	0.01978	0.02423	0.66676	0.414182758	1.0199793	0.97268	1.06958		
Point Earn	-0.0001	0.00012	1.17792	0.277778926	0.9998695	0.99963	1.00011		

ตัวแปรที่ pvalue <0.05 ซึ่งมีผลต่อการยกเลิกบริการ ได้แก่ creditscore geography gender age tenure balance isactivemember
 $\text{logit}(p) = -3.5949 - 0.0007(\text{CreditScore}) + 0.3544(\text{Geography}) - 0.5295(\text{Gender}) + 0.07272(\text{Age}) + 3.5E-06(\text{Balance}) - 1.0805(\text{IsActiveMember})$

Logistic regression evaluation

L	M	N	O	P	Q	R
Point	Earned	exited	prob	pred	imbalance class	Lo
464	1	1	0.111	0	retained	
456	0	0	0.191	0	churned	7962
377	1	1	0.391	0		2038
350	0	0	0.218	0		int
425	0	0	0.19	0		Cr
484	1	1	0.322	0		Ge
206	0	0	0.089	0		Ge

คำนวณค่า prob จากสมการโมเดล และกำหนด ให้ exited=0 กรณี prob<0.05 (retained) ,
exited=1 กรณี >0.05(Churned)

Logistic regression evaluation

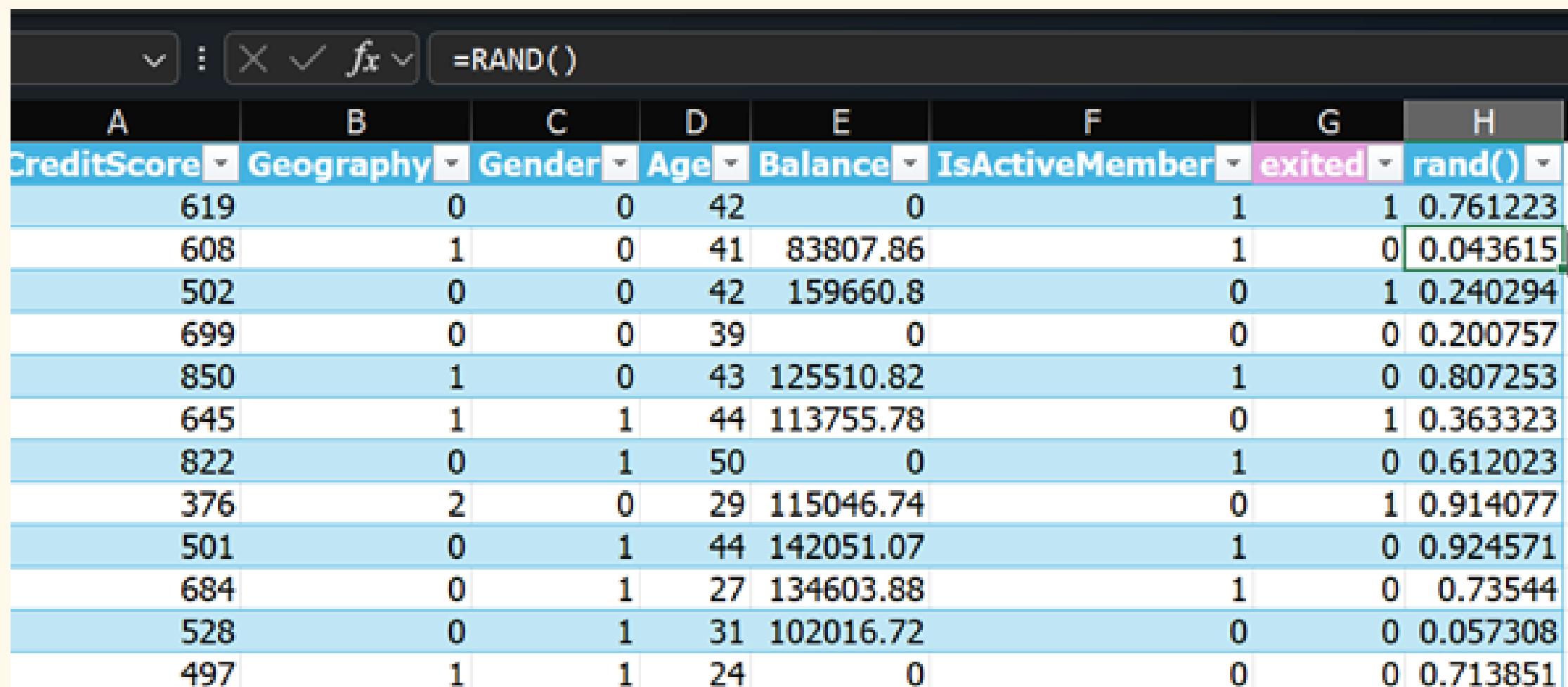
การประเมินโมเดล
Logistic regression
imbalance class

		Classification Table		Total
		churn	retained	
	Obs Suc	Obs Fail		
	437	273	710	
Pred Fail	1601	7689	9290	
Total	2038		7962	10000
Accuracy	0.21443	0.96571	0.8126	
Cutoff	0.5			
AUC	0.76511			

ข้อมูลนี้มีปัญหา Class Imbalance ค่อนข้างมาก คือมี ลูกค้าที่ ยกเลิกบริการจริง เพียง 20% (2,038 จาก 10,000) model bias ไปทาง ผู้ ที่ยังไม่ยกเลิกบริการ ค่อนข้างมาก เราจึงแก้ไขด้วย การ undersampling ในหน้า ถัดไป

balance class ด้วย
เทคนิค Random
Under sampling

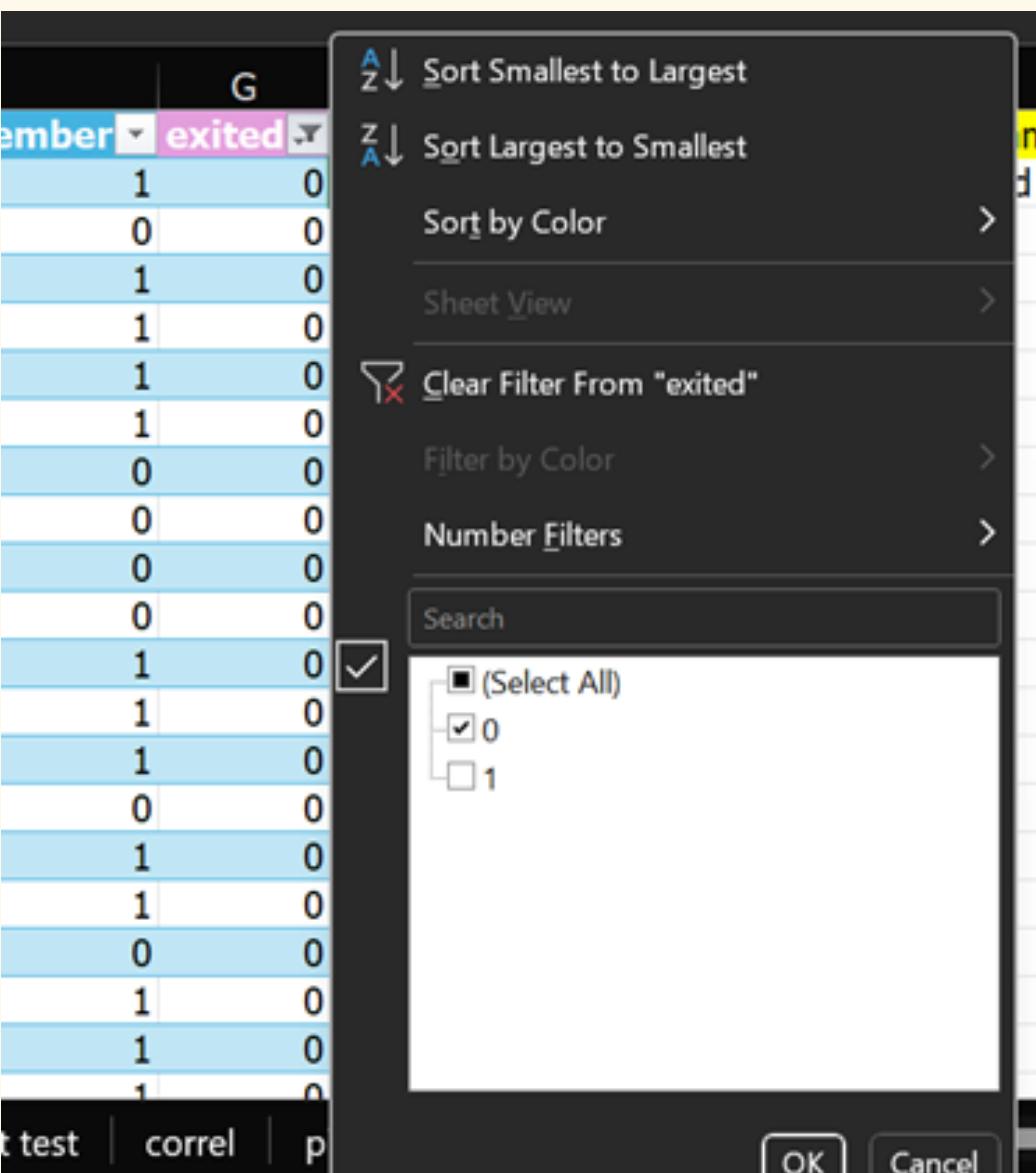
1.สร้างข้อมูล random ด้วยฟังก์ rand() เป็น columnใหม่ขึ้นมา



A	B	C	D	E	F	G	H
CreditScore	Geography	Gender	Age	Balance	IsActiveMember	exited	=RAND()
619	0	0	42	0	1	1	0.761223
608	1	0	41	83807.86	1	0	0.043615
502	0	0	42	159660.8	0	1	0.240294
699	0	0	39	0	0	0	0.200757
850	1	0	43	125510.82	1	0	0.807253
645	1	1	44	113755.78	0	1	0.363323
822	0	1	50	0	1	0	0.612023
376	2	0	29	115046.74	0	1	0.914077
501	0	1	44	142051.07	1	0	0.924571
684	0	1	27	134603.88	1	0	0.73544
528	0	1	31	102016.72	0	0	0.057308
497	1	1	24	0	0	0	0.713851

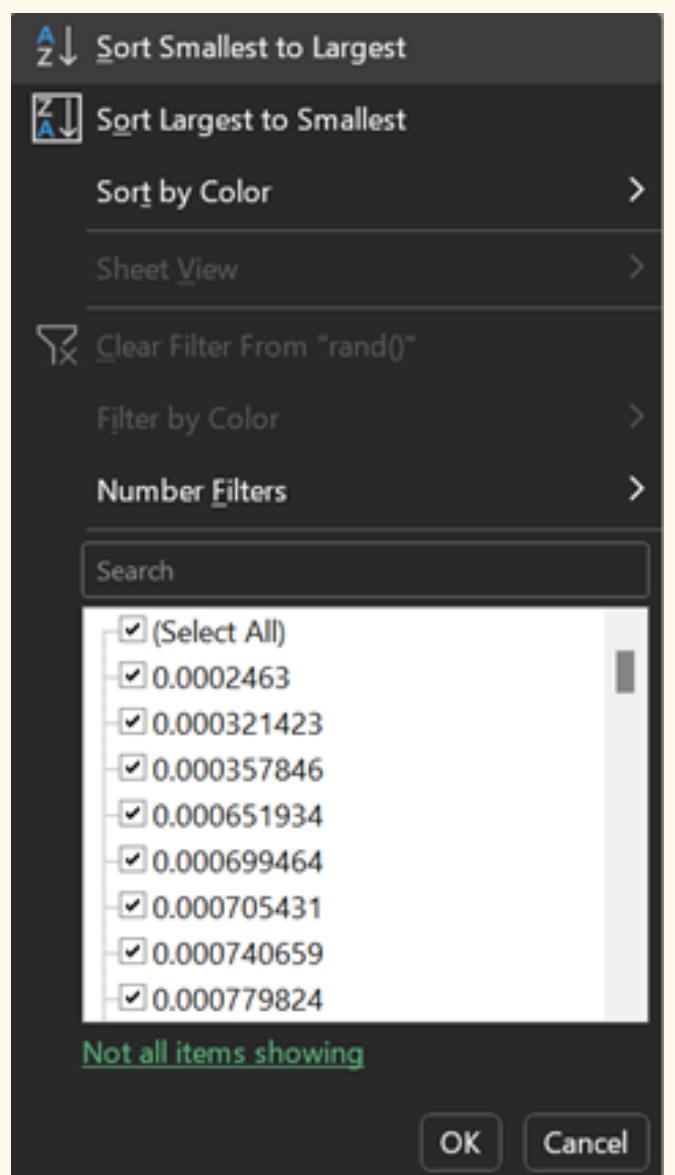
balance class ด้วย
เทคนิค Random
Under sampling

2.filter เลือก class ที่ใหญ่กว่า exited=0



balance class ด้วย
เทคนิค Random
Under sampling

3.sort ค่า rand() ให้เรียงจากน้อยไปมาก แล้วทำการตัดข้อมูลส่วนที่เหลือ ให้ class ใกล้เคียง exited=1



4. หลังจากตัดแล้วข้อมูลแต่ละ class ใกล้เคียงกันมากขึ้น churned=2038 retained=2061

F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	
IsActiveMember	Exited	prob	pred		Under sampling ให้ imbalance เนื่องจาก excel ทำ smote หรือ Tomeks link ในได้ แบบ python R									
1	0	0.385747	0											
1	1	0.521427	1		Retained	2061	Exited =0							
1	0	0.273506	0		churned	2038	Exited =1							
0	0	0.593788	1		รวม	4099								
1	0	0.117993	0											

5. คำนวณค่า prob และสร้างเงื่อนไข if prob>0.5 = 1 (churned) prob<0.05=0 (retained)

=1/(1+EXP(-(\$L\$10 + \$L\$11*A3 + \$L\$12*B3 +	D	E	F	G	H	I
ge	Balance	IsActiveMember	Exited	prob	pred	
40	95624.36	1	0	0.385747	0	
50	0	1	1	0.521427	1	
32	131081.66	1	0	0.273506	0	
40	0	0	0	0.593788	1	
25	127728.24	1	0	0.117993	0	
30	117356.19	0	1	0.569247	1	
31	118899.45	0	0	0.362941	0	

balance class ด้วย เทคนิค Random Under sampling

Logistic Regression							LL statistics		Covari	
	# Iter	20	Alpha	0.05						
	coeff	s.e.	Wald'	p-value	exp(b)	lower	upper	LL	-2283.51	0.08%
Intercept	-3.19558	0.299448	113.8821	0	0.040943			LL0	-2841.15	-8.8
CreditScore	-0.00097	0.000371	6.885439	0.00869	0.999028	0.998303	0.999754	Chi-sq	1115.273	-0.00
Geography	0.388449	0.044496	76.21198	0	1.474692	1.351532	1.609076	df	6	-0.00
Gender	-0.63513	0.072232	77.31414	0	0.529868	0.459922	0.610453	p-value	0	-0.00
Age	0.097637	0.004151	553.2411	0	1.102562	1.093628	1.111569	R-sq (L)	0.196272	-2.6
Balance	3.11E-06	6.29E-07	24.37995	7.91E-07	1.000003	1.000002	1.000004	R-sq (CS)	0.23821	-0.00
IsActiveMe	-0.87597	0.073121	143.5119	0	0.416458	0.360853	0.480632	R-sq (N)	0.317616	
								AIC	4581.019	

สมการโลจิสติก

Logit(P)

$$= -3.2004 - 0.0009(\text{CreditScore}) + 0.38937(\text{Geography}) - 0.6347(\text{Gender}) + 0.09734(\text{Age}) + 0.0000031(\text{Balance}) - 0.8731(\text{IsActiveMember})$$

การประเมินโมเดล Logistic regression imbalance class vs balance class

Classification Table				Total	Churn	retained
		Obs Suc	Obs Fail			
Pred Suc		437	273	710		
Pred Fail		1601	7689	9290		
Total		2038	7962	10000		
Accuracy		0.21443	0.96571	0.8126		
Cutoff		0.5				
AUC		0.76511				

ข้อมูลนี้มีปัญหา Class Imbalance ค่อนข้างมาก คือมีลูกค้าที่ยกเลิกบริการจริงเพียง 20% (2,038 จาก 10,000) model bias ไปทางผู้ที่ยังไม่ยกเลิกบริการ ค่อนข้างมาก เราชึงแก้ไขด้วยการ undersampling ในหน้าตัดໄน

	Churned	retained		
	Obs Suc	Obs Fail	Total	
Pred Suc	1432	555	1987	
Pred Fail	606	1506	2112	
Total	2038	2061	4099	
Accuracy	0.70265	0.730713	0.71676	
Cutoff	0.5			
AUC	0.787856			

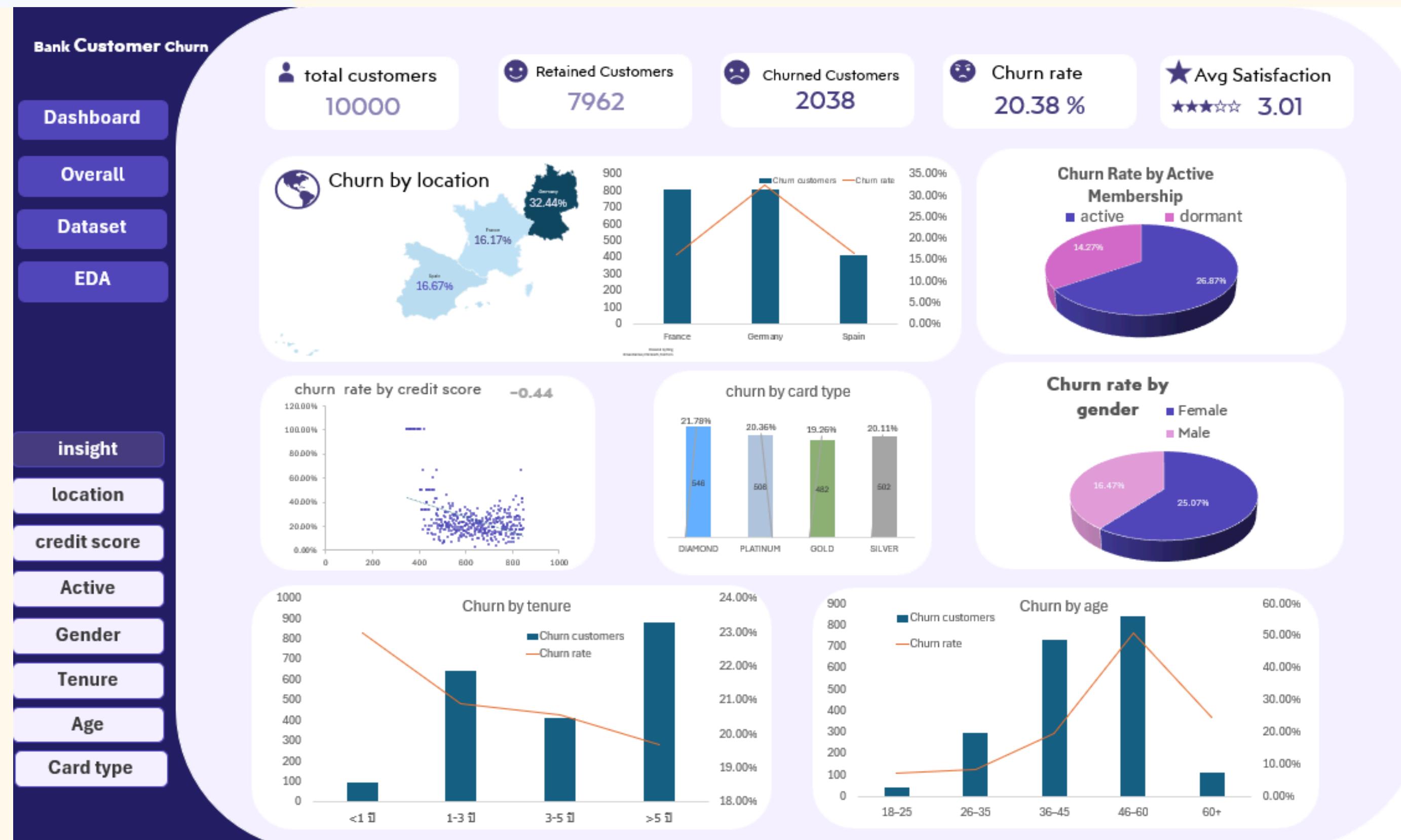
ใช้ Random Undersampling ด้วยฟังก์ชัน RAND() เพื่อปรับสัดส่วนข้อมูลให้สมดุล (50:50) ทำให้ accuracy ของกลุ่มยกเลิกบริการเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน แม้ Accuracy รวมจะลดลงเล็กน้อย ส่งผลให้โมเดลเข้าใจยากติดรอมลูกค้าเสี่ยงลูกค้าที่ยกเลิกได้ดีขึ้น

Imbalanceclass

Balanace class (random undersampling)

หลังการทำ Random Undersampling ค่า Recall ของกลุ่มลูกค้าที่ยกเลิกเพิ่มขึ้นจาก $437/2038 = 0.21$ (21%) เป็น $1432/2038 = 0.70$ (70%) แสดงว่าโมเดลสามารถจับลูกค้าเสี่ยงได้มากขึ้น แม้ Accuracy โดยรวมจะลดลงเล็กน้อยแต่ผลลัพธ์มีความสมดุลและสะท้อนประสิทธิภาพที่แท้จริงมากขึ้น.

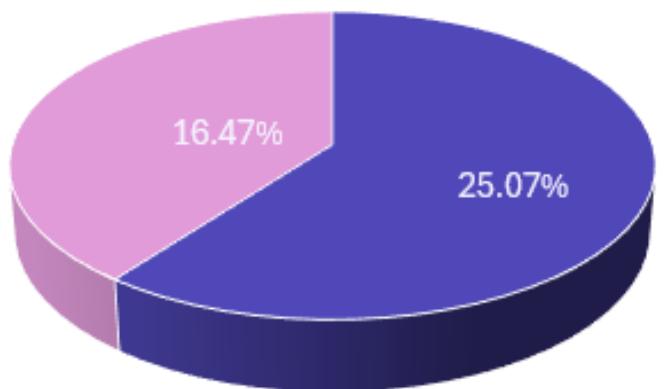
Dashboard



Insight

Churn rate by gender

- Female
- Male



Gender	Count of Gender	Exited	Retained (0)	Churned (1)	Grand Total	Churn rate
Female	3404	1139	3404	1139	4543	25.07%
Male	4558	899	4558	899	5457	16.47%
Grand Total	7962	2038	7962	2038	10000	

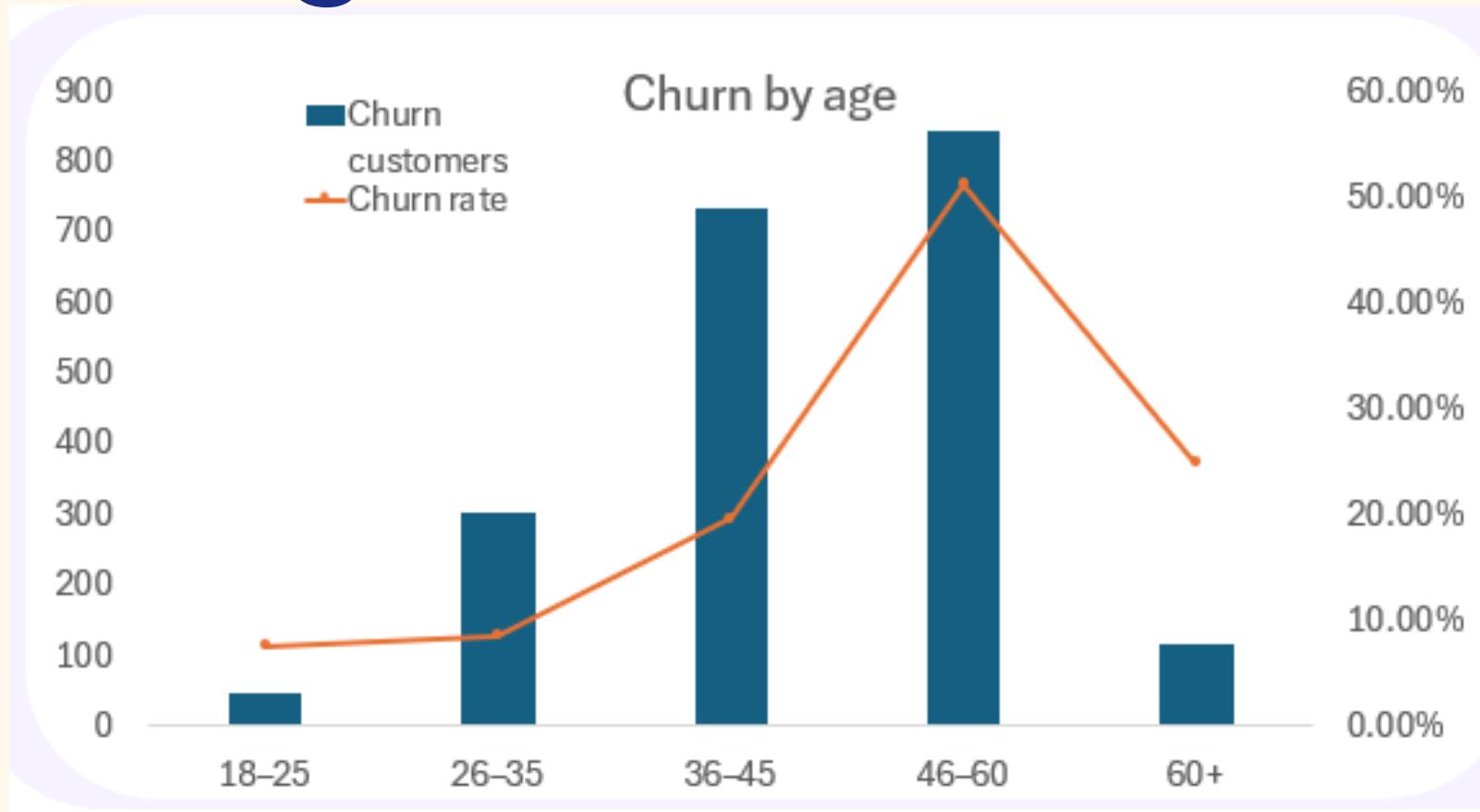
insight

ผู้หญิงมีอัตราการยกเลิกบริการสูงกว่าผู้ชายอย่างชัดเจน และนำไปสู่การดูแลด้านประสบการณ์ลูกค้าและมอบสิทธิประโยชน์ที่ตอบโจทย์ เพื่อช่วยลด Churn ในกลุ่มลูกค้าผู้หญิง

solution

- เพิ่มช่องทางบริการที่รวดเร็วและเป็นมิตร เช่น แอปบอท / สายด่วนเฉพาะกลุ่มลูกค้าผู้หญิง
- จัดแคมเปญสิทธิพิเศษที่ตรงกับไลฟ์สไตล์ เช่น ส่วนลดครัวอาหาร ศุภภาพ และความงาม
- ทำคอนเทนต์สั้น ๆ เกี่ยวกับ “วางแผนการเงินง่าย ๆ สำหรับผู้หญิง” เพื่อสร้างความผูกพัน

Insight



Age	Count of Age Group	exited	Retained (0)	Churned (1)	Grand Total	Churn rate
Row Labels						
18–25			565	46	611	7.53%
26–35			3241	301	3542	8.50%
36–45			3002	734	3736	19.65%
46–60			805	842	1647	51.12%
60+			349	115	464	24.78%
Grand Total	7962		2038		10000	

insight

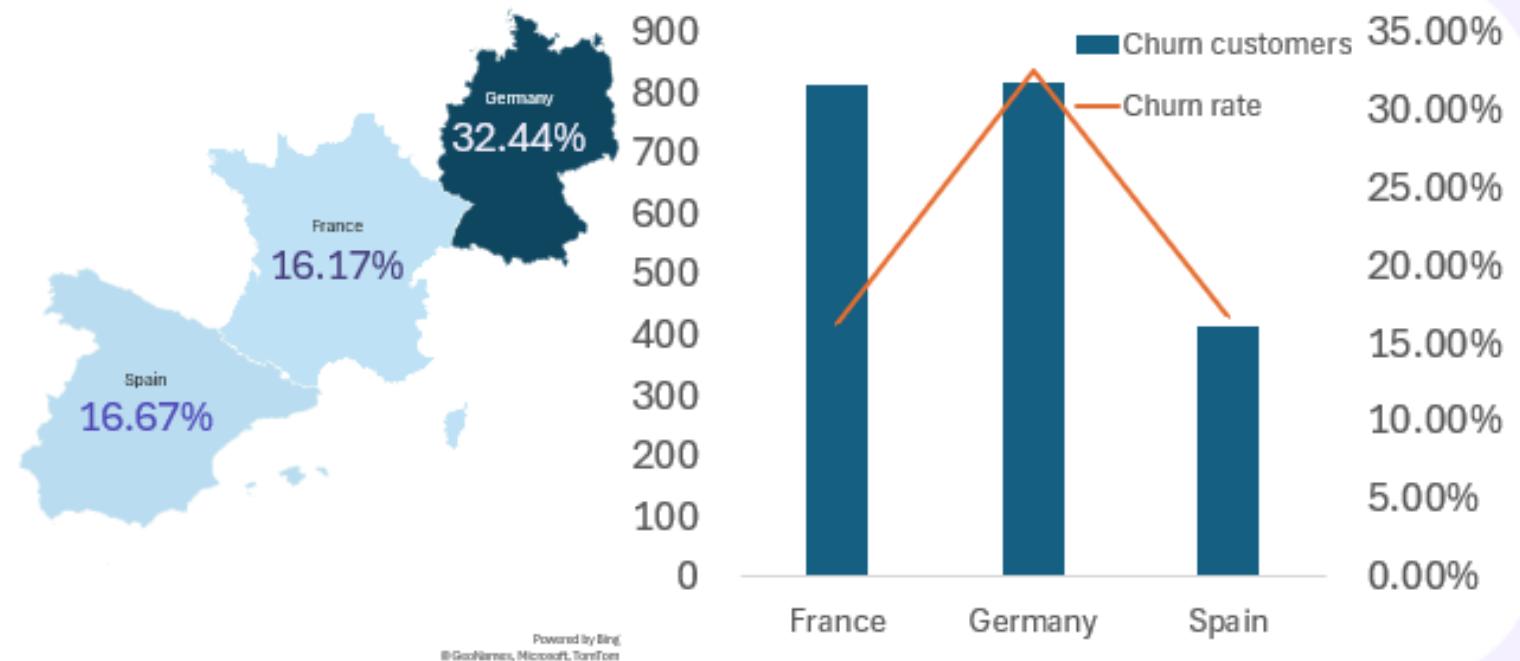
อัตราการลาออกสูงที่สุดอยู่ในกลุ่มอายุ 46–60 ปี ซึ่งเป็นกลุ่มลูกค้าที่มีความคาดหวังสูงและมีผลต่อรายได้รวมมาก ดังนั้นควรให้ความสำคัญกับการดูแลลูกค้ากลุ่มนี้แบบเฉพาะบุคคล เช่น การให้คำแนะนำด้านการเงินและสิทธิพิเศษเพิ่มเติม

solution

- สร้างโปรแกรม “วางแผนการเงินวัยทำงานปลาย” เช่น การลงทุน / ประกันชีวิต
- เพิ่มช่องทางบริการแบบมีที่ปรึกษา (Financial Advisor)
- ติดตามผ่านช่องทางที่กลุ่มนี้เข้าถึงง่าย เช่น อีเมล หรือ SMS พร้อมข้อความสั้น ชัด เพื่อใจง่าย

Insight

Churn By Location



Location	Count of Location	Exited	Card Type	retained (0)	Churned (1)	Grand Total	Churn rate
France				4203	811	5014	16.17%
Germany				1695	814	2509	32.44%
Spain				2064	413	2477	16.67%
Grand Total				7962	2038	10000	

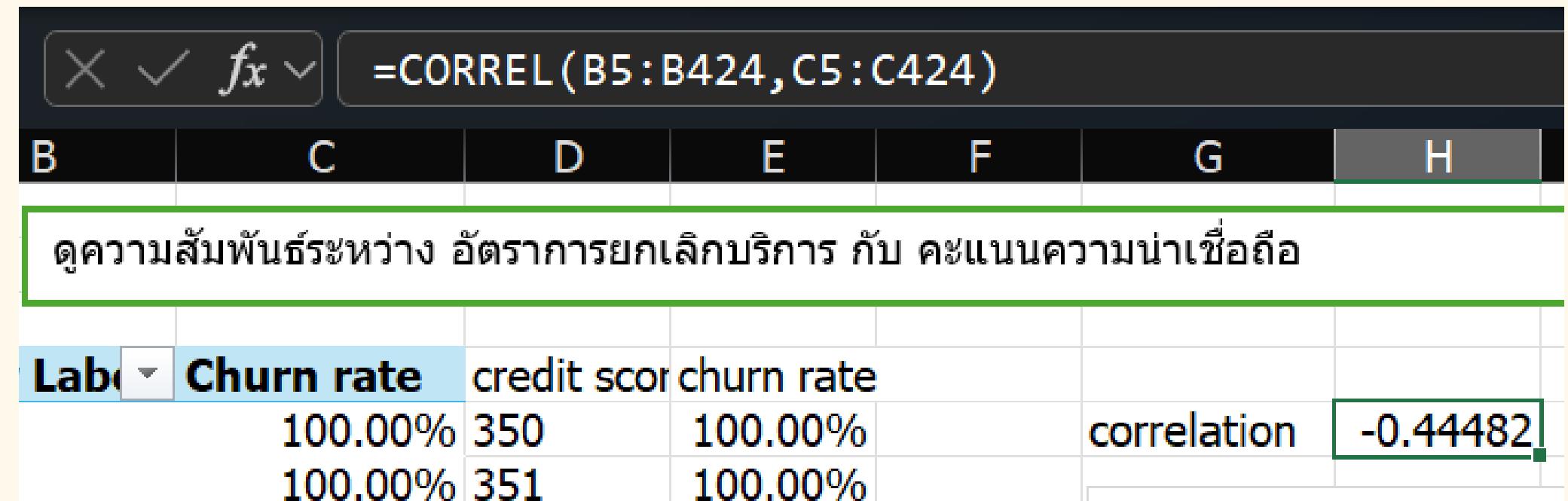
insight

เยอรมนีเป็นตลาดที่มีปัญหา Churn สูงที่สุด จึงต้องวิเคราะห์ ประสบการณ์การให้บริการเชิงพื้นที่อย่างเร่งด่วน ขณะที่ ฝรั่งเศสเป็นตลาดสำคัญที่ต้องรักษาไว้ เพราะมีฐานลูกค้าขนาดใหญ่ แม้อัตราการลาออกจะต่ำกว่า

solution

- วิเคราะห์ประสบการณ์การใช้งานของลูกค้าในเยอรมนี (เช่น ค่าธรรมเนียม ภาษา หรือการบริการหลังการขาย)
- ปรับปรุงบริการให้เหมาะสมกับพฤติกรรมของแต่ละประเทศ
- สำหรับฝรั่งเศส ควรเน้นรักษาฐานลูกค้าด้วยโปรแกรมสะสมแต้มระยะยาว

Insight



insight

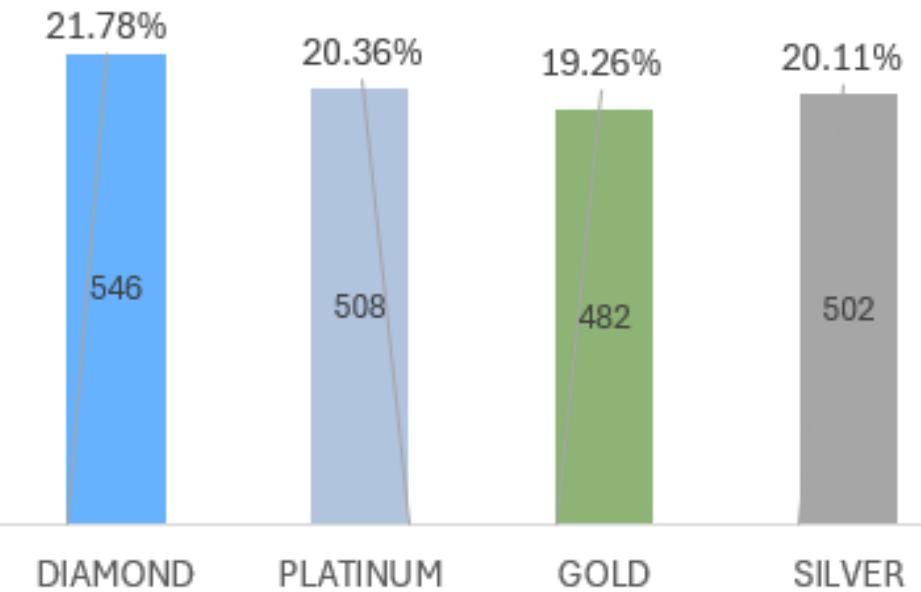
ลูกค้าที่มีคะแนนเครดิตต่ำมีอัตราการยกเลิกสูงกว่ากลุ่มอื่นอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งสะท้อนว่า สถานะทางการเงินและศักยภาพทางการเงินของลูกค้ารับรู้เป็นปัจจัยสำคัญในการตัดสินใจเลิกใช้บริการ ดังนั้นกลยุทธ์ควรเน้นช่วยลดภาระและให้การสนับสนุนมากกว่าการขายเพิ่ม

solution

- จัดโปรแกรม “ช่วยเหลือลูกค้าการเงิน” เช่น ผ่อนจ่าย / พักหนี้ระยะสั้น
- ให้คำปรึกษาด้านการวางแผนการเงินพร้อมรับกลุ่มเครดิตต่ำ
- ลดการเสนอขายสินเชื่อช้าในกลุ่มนี้ และเน้นการช่วยให้กลับมาใช้บริการได้เมื่อนอน

Insight

churn by card type



card type	Count of Complain	exited		Grand Total	Churn rate
		Retained = 0	Churned = 1		
Row Labels					
DIAMOND		1961	546	2507	21.78%
GOLD		2020	482	2502	19.26%
PLATINUM		1987	508	2495	20.36%
SILVER		1994	502	2496	20.11%
Grand Total		7962	2038	10000	

insight

กลุ่มลูกค้าบัตรระดับสูงอย่าง Diamond มีอัตราการยกเลิกสูงที่สุด
แม้เป็นกลุ่มที่มีมูลค่าสูง ดังนั้นควรเพิ่มสิทธิประโยชน์และดูแลแบบเฉพาะ
บุคคล เพื่อป้องกันไม่ให้หายไปใช้บริการของคู่แข่ง

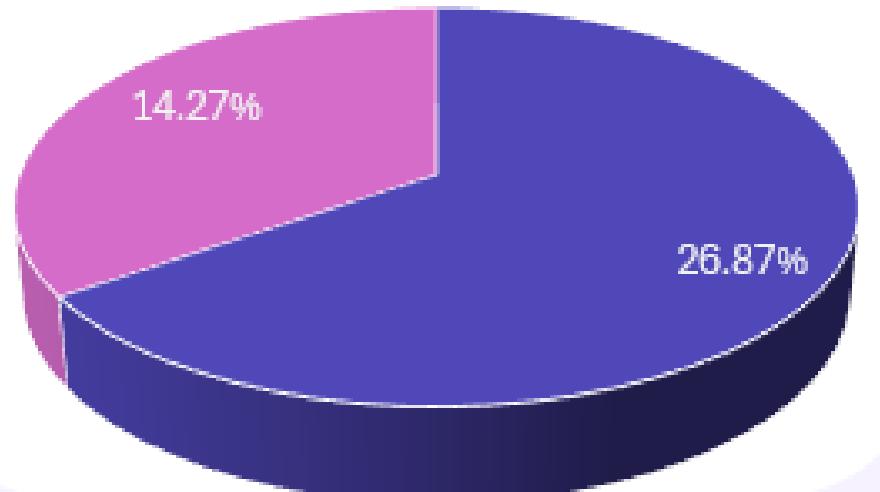
solution

- ตั้งทีมดูแลลูกค้า Diamond เฉพาะ (Personal Banker)
- จัดสิทธิพิเศษเฉพาะ เช่น ห้องรับรอง, กิจกรรมสุดพิเศษ หรือ Cashback เพิ่ม
- วิเคราะห์สิทธิ์คู่แข่งและปรับสิทธิประโยชน์ให้เหนือกว่า

Insight

Churn Rate by Active Membership

■ dormant ■ active



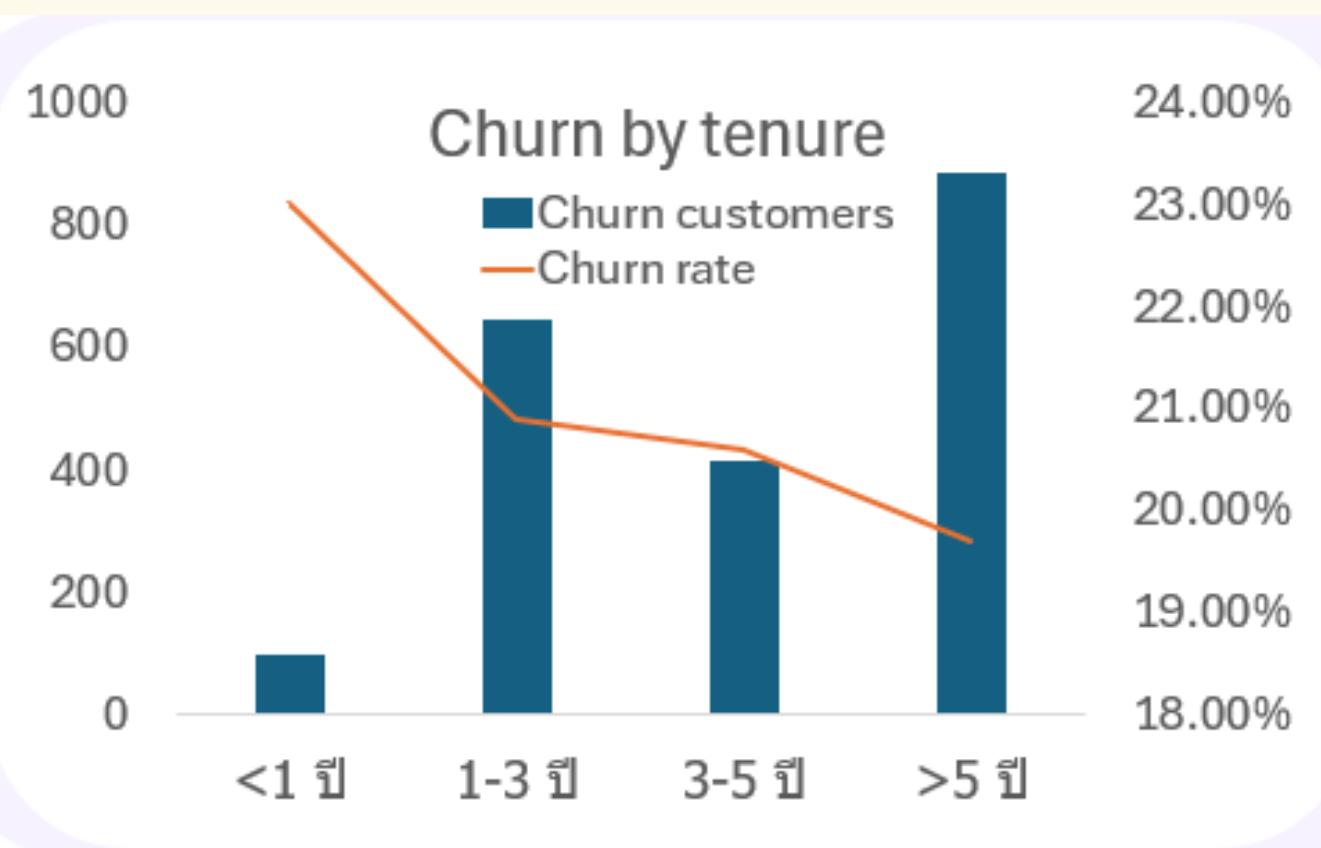
insight

ลูกค้าที่ไม่เคยใช้งานมีโอกาสสูญเสียมากกว่าลูกค้าที่ใช้งานสม่ำเสมอเกือบสองเท่า ดังนั้นกลยุทธ์ต้องเน้น กระบวนการรี-engagement สำหรับกลุ่ม Dormant และ สร้างรางวัล/คะแนนสะสม เพื่อรักษากลุ่ม Active

solution

1. ส่งไปรษณีย์ปลูกจิตใจ เช่น “ใช้บริการครบ 3 ครั้ง/เดือน รับคะแนนเพิ่ม”
2. จัดระบบสะสมแต้มสำหรับลูกค้าที่ใช้งานต่อเนื่อง
3. ส่งแจ้งเตือน (Notification) ให้กับลูกค้าที่ใช้งานหายไปมีการเคลื่อนไหวเกิน 30 วัน

Insight



Tenure	Count of Tenure group	exited	Retained (0)	Churned (1)	Grand Total	Churn rate
Row Labels						
<1 ปี			318	95	413	23.00%
>5 ปี			4412	1094	5506	19.87%
1-3 ปี			1650	433	2083	20.79%
3-5 ปี			1582	416	1998	20.82%
Grand Total			7962	2038	10000	

insight

แม้ลูกค้าที่อยู่กับธนาคารมากกว่า 5 ปี จะมี Churn Rate ต่ำที่สุด แต่เป็นกลุ่มที่มีจำนวนลูกค้าที่ลาออกมากที่สุด เพราะเป็นกลุ่มลูกค้าฐานใหญ่ ส่งผลกระทบต่อรายได้รวมอย่างมีนัยสำคัญ จึงเป็นกลุ่มที่ควรให้ความสำคัญที่สุดในการรักษา และ ลูกค้าที่เป็นสมาชิกน้อยกว่า 1 ปี นี้ Churn Rate ถูงที่สุด แสดงว่าช่วง Onboarding / เริ่มต้นใช้งาน มีปัญหา หรือ ลูกค้ายังไม่รู้สึกถึง Value ของบริการ

solution

ลูกค้าเก่า: ให้ลูกค้าเก่าที่มีการใช้งานต่อเนื่องเลื่อนระดับสถานะ เช่น จาก Silver → Gold → Diamond พร้อมสิทธิพิเศษเพิ่ม เช่น ดอกเบี้ยพิเศษ, ฟรีค่าธรรมเนียม บางรายการ, หรือสิทธิ์กดเงิน/รูดบัตรในต่างประเทศโดยไม่เสียค่าใช้จ่าย

ลูกค้าใหม่: เมื่อเป็นสมาชิกครบ 1 ปี จะได้รับคะแนนพิเศษเพิ่ม หรือของขวัญขอบคุณประจำปี (Gift Card, ส่วนลดร้านค้า, สิทธิพิเศษต่าง ๆ) ส่งแบบสอบถามหลัง 1 เดือน เพื่อเก็บ Feedback ปรับปรุงทันที

ជ្រើនដាំ

66050172 នគរុតិ អ៊កម្រេរិយសុខ

66050191 រាយេវ ចុះរិយ

66050606 ជុះរិយ ឯកចំណាំ