

I- Analyse Globale de la base de donnée

1. Métadonnées :

Ma base de donnée se compose de 28 colonnes et 100000 lignes .

1.1 La description des variables :

ID: Identifiant unique associé à chaque client.

Customer_ID: Identifiant unique associé à chaque client.

Month: Le mois où les données ont été collectées.

Name: Nom du client.

Age: L'âge du client.

SSN: Numéro de sécurité sociale du client.

Occupation: La profession ou le métier du client.

Annual_Income: Le revenu annuel du client.

Monthly_Inhand_Salary: Le salaire mensuel net du client.

Num_Bank_Accounts: Le nombre de comptes bancaires que le client possède.

Num_Credit_Card: Le nombre de cartes de crédit que le client possède.

interest_Rate: Le taux d'intérêt associé à un prêt ou une carte de crédit.

Num_of_Loan: Le nombre de prêts que le client a en cours.

Type_of_Loan: Le type de prêt que le client a contracté.

Delay_from_due_date: Nombre de jours de retard pour effectuer un paiement.

Num_of_Delayed_Payment: Le nombre de paiements en retard que le client a eu.

Changed_Credit_Limit: Indique si la limite de crédit du client a été modifiée récemment.

Num_Credit_Inquiries: Le nombre de demandes de crédit que le client a effectuées récemment.

Credit_Mix: Les différents types de crédits que le client a, tels que prêts étudiants, prêts automobiles, prêts immobiliers, etc.

Outstanding_Debt: Le montant total de la dette du client.

Credit_Utilization_Ratio: Le pourcentage de la limite de crédit du client utilisé.

Credit_History_Age: La durée pendant laquelle le client a eu des crédits ouverts.

Payment_of_Min_Amount: Le montant minimum à payer sur un prêt ou une carte de crédit.

Total_EMI_per_month: La somme de tous les versements mensuels de prêts que le client a en cours.

Amount_invested_monthly: Le montant d'argent que le client investit chaque mois.

Payment_Behaviour: L'historique des paiements du client.

Monthly_Balance: Le solde mensuel des comptes bancaires ou de carte de crédit du client.

2. Informations sur l'ensemble de données avant le nettoyage :

Feature	dtype	object
Customer_ID	100000 non-null	object
Month	100000 non-null	object
Name	100000 non-null	object
Age	90015 non-null	object
ssN	100000 non-null	object
Occupation	100000 non-null	object
Annual_Income	100000 non-null	object
Monthly_Inhand_Salary	100000 non-null	float64
Num_Bank_Accounts	84998 non-null	int64
Num_Credit_Card	100000 non-null	int64
Interest_Rate	100000 non-null	int64
Num_of_Loan	100000 non-null	object
Type_of_Loan	100000 non-null	object
Delay_from_due_date	88592 non-null	int64
Num_of_Delayed_Payment	100000 non-null	object
Changed_Credit_Limit	92998 non-null	object

Num_Credit_Inquiries	100000 non-null	float64
Credit_Mix	98035 non-null	object
Outstanding_Debt	100000 non-null	object
Credit_Utilization_Ratio	100000 non-null	float64
Credit_History_Age	100000 non-null	object
Payment_of_Min_Amount	90970 non-null	object
Total_EMI_per_month	100000 non-null	float64
Amount_invested_monthly	100000 non-null	object
Payment_Behaviour	95521 non-null	object
Monthly_Balance	100000 non-null	object
Credit_Score	98800 non-null	object

	count	mean	std	min	25 %	50 %	75 %	max
Monthly_Inhand_Salary	100000	4191,27	3116,43	303,60	665,59	3091,91	5951,71	15204,63
Num_Bank_Accounts	100000	5,37	2,59	0,00	3,00	5,00	7,00	11,00
Num_Credit_Card	100000	5,53	2,07	0,00	4,00	5,00	7,00	11,00
Interest_Rate	100000	14,53	8,74	1,00	7,00	13,00	20,00	34,00
Delay_from_due_date	100000	21,08	14,80	0,00	10,00	18,00	28,00	62,00
Num_Credit_Inquiries	100000	5,80	3,87	0,00	3,00	5,00	8,00	17,00
Credit_Utilization_Ratio	100000	32,29	5,12	20,00	28,05	32,31	36,50	50,00
Total_EMI_per_month	100000	107,70	132,27	0,00	29,27	66,46	147,39	1779,10

⇒ On remarque que la data contient des types qui sont incompatibles avec les variables .

⇒ Ainsi il y a des valeurs manquantes et des valeurs aberrantes (outliers) .

⇒ La correction de DATATYPE est importante car l'analyse descriptive se limite seulement sur huit variables de types numeriques (integer,float) .

	count	unique	top	freq
--	-------	--------	-----	------

ID	100000	100000	0x1602	1
Customer_ID	100000	12500	CUS_0xd40	8
Month	100000	8	January	12500
Name	90015	10139	Langep	44
Age	100000	1788	38	2833
SSN	100000	12501	#F%\$D@*&8	5572
Occupation	100000	16	_____	7062
Annual_Income	100000	18940	36585.12	16
Num_of_Loan	100000	434	3	14386
Type_of_Loan	88592	6260	Not Specified	1408
Num_of_Delayed_Payment	92998	749	19	5327
Changed_Credit_Limit	100000	4384	_	2091
Credit_Mix	100000	4	Standard	36479
Outstanding_Debt	100000	13178	1360.45	24
Credit_History_Age	99970	404	15 Years and 11 Months	446
Payment_of_min_Amount	100000	3	Yes	53220
Amount_invested_monthly	95521	91049	__10000__	4305
Payment_Behaviour	100000	7	Low_spent_Small_value_payments	25513
Monthly_Balance	98800	98792	__-33333333333333333333333333333333__	9
Credit_Score	100000	3	Standard	53174

⇒ Cette analyse confirme ce qui précède il faut absolument une correction des types de variables

car l'Age par exemple ne peut que être une variable numérique alors que c'est pas le cas dans notre data .

3. Focus sur le contenu des 27 variables :

variable	contenu
ID	0x1602
Customer_ID	CUS_0xd40
Month	January
Name	Aaron Maashoh

Age	-500
SSN	821-00-0265
Occupation	Scientist
Annual_Income	19114.12
Monthly_Inhand_Salary	1824.843333
Num_Bank_Accounts	3
Num_Credit_Card	4
Interest_Rate	3
Num_of_Loan	4
Type_of_Loan	Auto Loan, Credit-Builder Loan, Personal Loan,...
Delay_from_due_date	3
Num_of_Delayed_Payment	7
Changed_Credit_Limit	11.27
Num_Credit_Inquiries	4.0
Credit_Mix	—
Outstanding_Debt	809.98
Credit_Utilization_Ratio	26.82262
Credit_History_Age	22 Years and 1 Months
Payment_of_Min_Amount	No
Total_EMI_per_month	49.574949
Amount_invested_monthly	80.41529543900253
Payment_Behaviour	High_spent_Small_value_payments
Monthly_Balance	312.49408867943663
Credit_Score	Good

3.1 Focus sur les variables catégorielles de notre base de données :

a) Occupation

Distinct Occupation
Scientist
Teacher
Engineer
Entrepreneur
Developer
Lawyer

Media Manager
Doctor
Journalist
Manager
Accountant
Musician
Mechanic
Writer
Architect

➔ il y'a 14 types d'occupation dans l'ensemble de données.

b) Les types de prêts :

Prêt de construction de crédit
Prêt personnel
Prêt sur valeur immobilière
Non spécifié
Pas de données
Prêt hypothécaire
Prêt étudiant
Prêt de consolidation de dettes
Prêt sur salaire
Prêt automobile

➔ il y'a dix différents types de prêts dans l'ensemble de données.

C) Crédit mix

	diversité de crédit
0	good
1	standard
2	Bad

➔ il y'a trois types de mix de crédit dans l'ensemble de données.

➔ Donc il y'a avoir des différents gammes de crédits tant qu'un client a tendance d'avoir des différents types de crédit tant qu'il sera classer dans la catégorie 0 ou 1 ou bien si il possède que 4 carte de crédit il sera classer dans la catégorie 2 .

D- comportement de paiement

=> il y a que cinq différents comportements de paiement dans l'ensemble de données.

	comportements de paiement
0	Paielements de petite valeur à forte dépense
1	Paielements de grande valeur à faible dépense
2	Paielements de valeur moyenne à faible dépense
3	Paielements de valeur moyenne à forte dépense
4	Paielements de grande valeur à forte dépense

→ À ce niveau on peut avoir une idee globale sur les changements des types et le cleaning qu'il faut adopter dans notre base de donnée.

by HADI ZAKARIA

3.2 Focus sur les valeurs manquantes (N/A) :

⇒ Aucun valeurs manquante n'est trouve .

4. Analyse univariée :

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
ID	100000	80631,50	43301,49	5634,00	43132,75	80631,50	118130,20	155629,00
Customer_ID	100000	25982,67	14340,54	1006,00	13664,50	25777,00	38385,00	50999,00
Month	100000	4,50	2,29	1,00	2,75	4,50	6,25	8,00
Age	100000	33,32	10,76	14,00	24,00	33,00	42,00	56,00
SSN	100000	500461700,00	290826700,00	81349,00	245168600,00	500688600,00	756002700,00	999993400,0
Annual_Income	100000	50505,12	38299,42	7005,93	19342,97	36999,71	71683,47	179987,30
Monthly_Inhand_Salary	100000	4197,27	3186,43	303,65	1626,59	3095,91	5957,72	15204,63
Num_Bank_Accounts	100000	5,37	2,59	0,00	3,00	5,00	7,00	11,00
Num_Credit_Card	100000	5,53	2,07	0,00	4,00	5,00	7,00	11,00
Interest_Rate	100000	14,53	8,74	1,00	7,00	13,00	20,00	34,00
Num_of_Loan	100000	3,53	2,45	0,00	2,00	3,00	5,00	9,00
Delay_from_due_date	100000	21,08	14,80	0,00	10,00	18,00	28,00	62,00
Num_of_Delayed_Payment	100000	13,31	6,24	0,00	9,00	14,00	18,00	25,00
Changed_Credit_Limit	100000	10,47	6,61	0,50	5,38	9,40	14,85	29,98
Num_Credit_Inquiries	100000	5,80	3,87	0,00	3,00	5,00	8,00	17,00

Outstanding_Debt	100000	1426,22	1155,13	0,23	566,07	1166,16	1945,96	4998,07
Credit_Utilization_Ratio	100000	32,29	5,12	20,00	28,05	32,31	36,50	50,00
Credit_History_Age	100000	221,22	99,68	1,00	144,00	219,00	302,00	404,00
Total_EMI_per_month	100000	107,70	132,27	0,00	29,27	66,46	147,39	1779,10
Amount_invested_monthly	100000	55,10	39,01	0,00	27,96	45,16	71,30	434,19
Monthly_Balance	100000	392,70	201,65	0,01	267,62	333,87	463,22	1183,93

Interpretation des metriques statistiques des variables numeriques :

- ⇒ **Age** : La moyenne d'âge des clients est de 33 ans, avec un écart type de 10.76 ans. Le plus jeune client a 14 ans et le plus âgé a 56 ans.
- ⇒ **Annual_Income** : La moyenne des revenus annuels est de 50 505 dollars, avec un écart type de 38 299 dollars. Le revenu minimum est de 7 005,93 dollars et le maximum est de 179 987,28 dollars.
- ⇒ **Monthly_Inhand_Salary** : Le salaire mensuel moyen en main est de 4 197 dollars, avec un écart type de 3 186 dollars. Le salaire minimum en main est de 70 dollars et le maximum est de 15 104 dollars.
- ⇒ **Num_Bank_Accounts** : Les clients ont en moyenne 5,37 comptes bancaires, avec un écart type de 2,59. Le nombre minimum de comptes bancaires est de 0 et le maximum est de 11.
- ⇒ **Num_Credit_Card** : Les clients ont en moyenne 5,53 cartes de crédit, avec un écart type de 2,07. Le nombre minimum de cartes de crédit est de 0 et le maximum est de 11.
- ⇒ **Interest_Rate** : Le taux d'intérêt moyen sur les cartes de crédit est de 14,53%, avec un écart type de 8,74%. Le taux d'intérêt minimum est de 1% et le maximum est de 34%.
- ⇒ **Delay_from_due_date** : Le temps moyen de retard sur les paiements est de 21 jours, avec un écart type de 14,8 jours. Le minimum est de 0 jours et le maximum effectuaait est de 62 jours.
- ⇒ **Num_of_Delayed_Payment** : Les clients ont en moyenne 13,31 paiements en retard, avec un écart type de 6,24. Le nombre minimum de paiements en retard est de 0 et le maximum est de 25.

- ⇒ **Changed_Credit_Limit** : Le crédit moyen augmenté / diminué est de 10,47, avec un écart type de 6,61. Le minimum est de 0,5 et le maximum est de 29,98.
- ⇒ **Outstanding_Debt** : Cette variable mesure le montant d'argent dû par chaque emprunteur. La moyenne de cette variable est de 1426,22, ce qui signifie que la dette moyenne des emprunteurs est d'environ 1426,22 unités. L'écart type est de 1155,13, ce qui indique que les montants dus varient considérablement. La valeur minimale est de 0,23 et la valeur maximale est de 4998,07.
- ⇒ **Credit_Utilization_Ratio** : Cette variable mesure le pourcentage de crédit utilisé par chaque emprunteur. La moyenne est de 32,29 %, ce qui signifie que les emprunteurs utilisent en moyenne environ un tiers de leur crédit disponible. L'écart type est de 5,12, ce qui indique que les taux d'utilisation de crédit varient modérément. La valeur minimale est de 20 % et la valeur maximale est de 50 %.
- ⇒ **Credit_History_Age** : Cette variable mesure l'âge de l'historique de crédit de chaque emprunteur. La moyenne est de 221,22, ce qui signifie que les emprunteurs ont en moyenne une longue histoire de crédit. L'écart type est de 99,68, ce qui indique que les âges de l'historique de crédit varient considérablement. La valeur minimale est de 1 et la valeur maximale est de 704.
- ⇒ **Total_EMI_per_month** : Cette variable mesure le montant total des versements mensuels d'EMI (équated monthly installments) que chaque emprunteur doit effectuer. La moyenne est de 107,70, ce qui signifie que les emprunteurs doivent en moyenne payer environ 107,70 unités par mois. L'écart type est de 132,27, ce qui indique que les montants des EMI varient considérablement. La valeur minimale est de 0 et la valeur maximale est de 1779,10.
- ⇒ **Amount_invested_monthly** : Cette variable mesure le montant que chaque emprunteur investit chaque mois. La moyenne est de 55,10, ce qui signifie que les emprunteurs investissent en moyenne environ 55,10 unités par mois. L'écart type est de 39,01, ce qui indique que les montants investis varient considérablement. La valeur minimale est de 0 et la valeur maximale est de 434,19.
- ⇒ **Monthly_Balance** : Cette variable mesure le solde mensuel de chaque emprunteur. La moyenne est de 392,70, ce qui signifie que les emprunteurs ont en moyenne un solde de 392,70 unités à la fin de chaque mois. L'écart type est de 201,65, ce qui indique que les soldes me

nsuels varient considérablement. La valeur minimale est de 0,0078 et la valeur maximale est de 1183,93.

- ⇒ La variable Num_Credit_Inquiries a une moyenne de 5.798 avec un écart-type de 3.867826. La valeur minimale observée est 0 et la valeur maximale est 17. La médiane (50e percentile) est de 5 et le 25e percentile est de 3, ce qui indique que 25% des individus ont 3 demandes de crédits ou moins, et le 75e percentile est de 8, ce qui signifie que 75% des individus ont 8 demandes de crédits ou moins. La distribution de cette variable semble être asymétrique vers la droite car la moyenne est plus élevée que la médiane et la majorité des observations se trouvent à gauche de la moyenne.

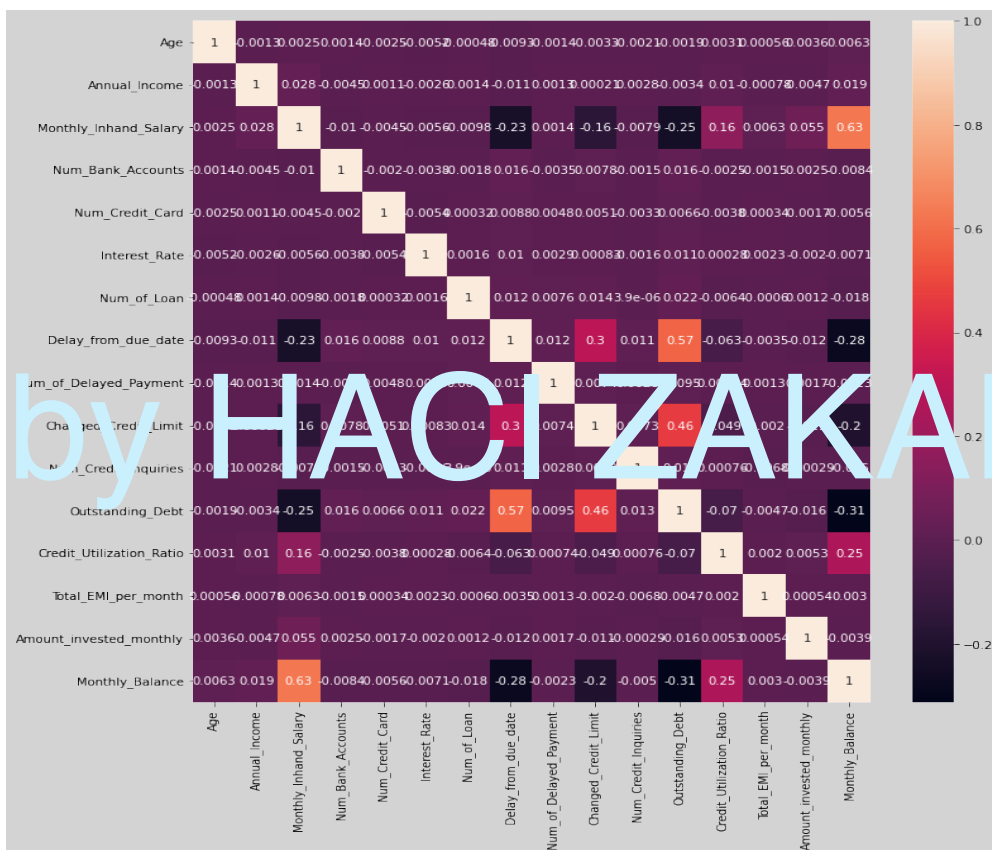
5. Cleaning data :

Techniques et étapes suivies :

J'ai identifié les types de chaque variable, je l'ai converti par la suite en types appropriés en fonction de leur nature. Pour le traitement des valeurs manquantes, il est possible d'utiliser des techniques telles que l'imputation de données (moyenne/médiane) et la suppression des observations, pour équilibrer les observations de la base de données. Pour traiter les valeurs aberrantes, il est possible d'utiliser des méthodes telles que les tests statistiques, les diagrammes de boîte ou nuage des points pour les identifier, puis les supprimer ou les remplacer par des valeurs estimées, sans oublier que y'avait des valeurs qui contenaient des caractères spéciaux tels que (\$+«'»_..) j'ai utilisé des loupes pour les remplacer avec le vide ou 0.

Il reste à encoder les variables catégorielles.

6. Analyse bivariee des variables numeriques :



Résumé de l'analyse bivariée des variables numériques :

Cette analyse bivariée des variables numériques montre qu'il y a toujours une corrélation et il y'a une seule corrélation forte entre tous ses combinaisons qui sont de corrélation faibles => Cela indique qu'il existe

une forte relation entre le Revenu Annuel et le Salaire Mensuel Net, ce qui signifie que si le Revenu Annuel augmente,

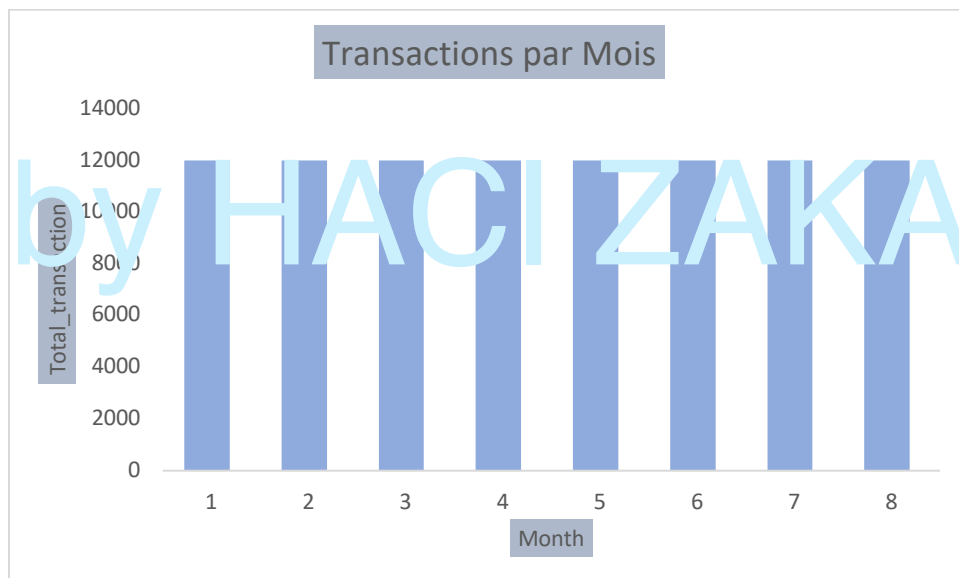
le Salaire Mensuel Net augmente également de manière proportionnelle. Cependant, il est important de mener une analyse

plus approfondie pour comprendre la nature de cette relation, s'il y a d'autres facteurs à prendre en compte et pour éviter de tirer des conclusions hâtives sur la causalité

II- Analyse univariée de mes données catégorielles (vérification du biais de la data) :

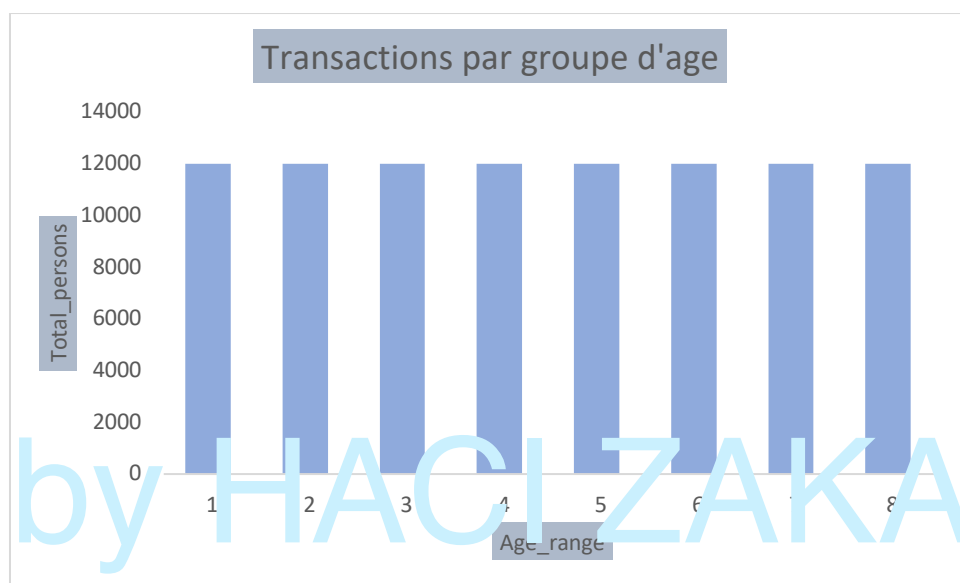
A-La distribution des transactions par mois :

month	Total_transaction
1	12000
2	12000
3	12000
4	12000
5	12000
6	12000
7	12000
8	12000



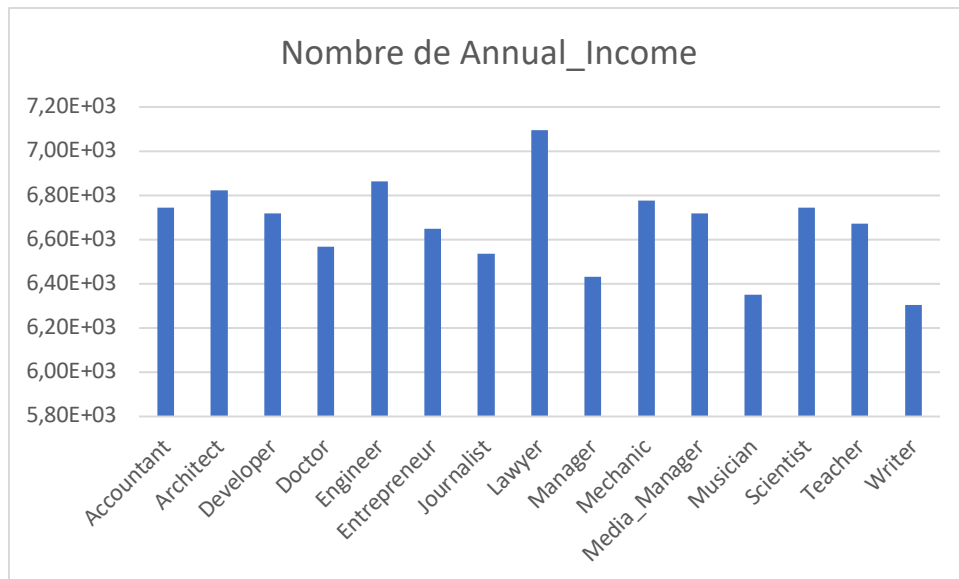
B- La distribution des transactions des personnes par groupe d'age :

	Age_range	Total_persons
0	14 20	14003
1	21 30	28793
2	31 40	28968
3	41 50	21006
4	41 56	7230



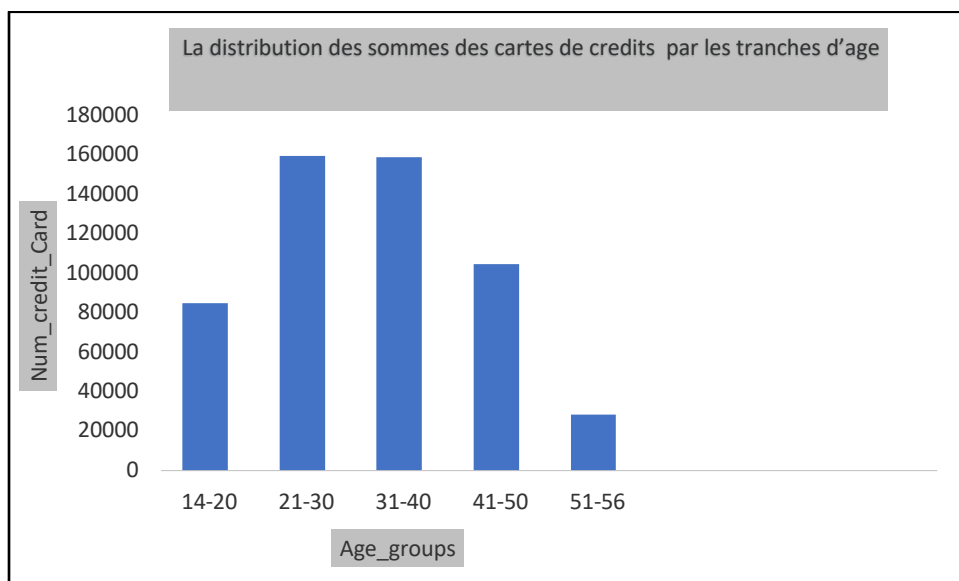
C- La distribution des sommes de revenu des travailleurs par leurs occupations:

Étiquettes de lignes	Nombre de Annual_Income
Accountant	6,74E+03
Architect	6,82E+03
Developer	6,72E+03
Doctor	6,57E+03
Engineer	6,86E+03
Entrepreneur	6,65E+03
Journalist	6,54E+03
Lawyer	7,10E+03
Manager	6,43E+03
Mechanic	6,78E+03
Media_Manager	6,72E+03
Musician	6,35E+03
Scientist	6,74E+03
Teacher	6,67E+03
Writer	6,30E+03



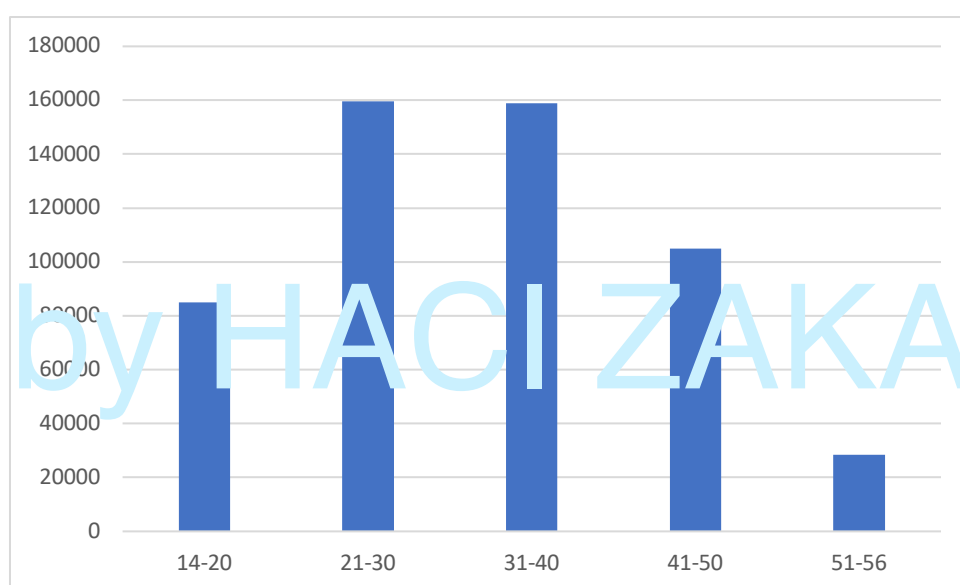
D- La distribution des sommes des cartes de credits possedes par les tranches d'age :
 Commande python utilise :

	Age_grops	Num_Bank_Card
0	14-20	84071,0
1	21-30	159665,0
2	31-40	158962,0
3	41-50	104864,0
4	51-56	28517,0



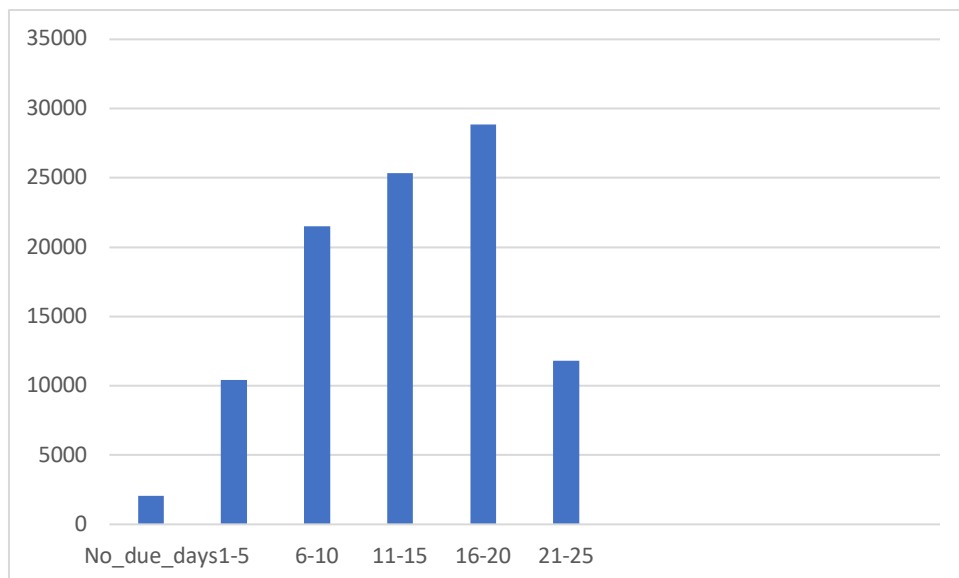
E- La distribution des sommes des numéros de compte possèdes par les tranches d'âge :

Age_groups	Num_Bank_Accounts
14-20	84874
21-30	159665
31-40	158962
41-50	104864
51-56	28517



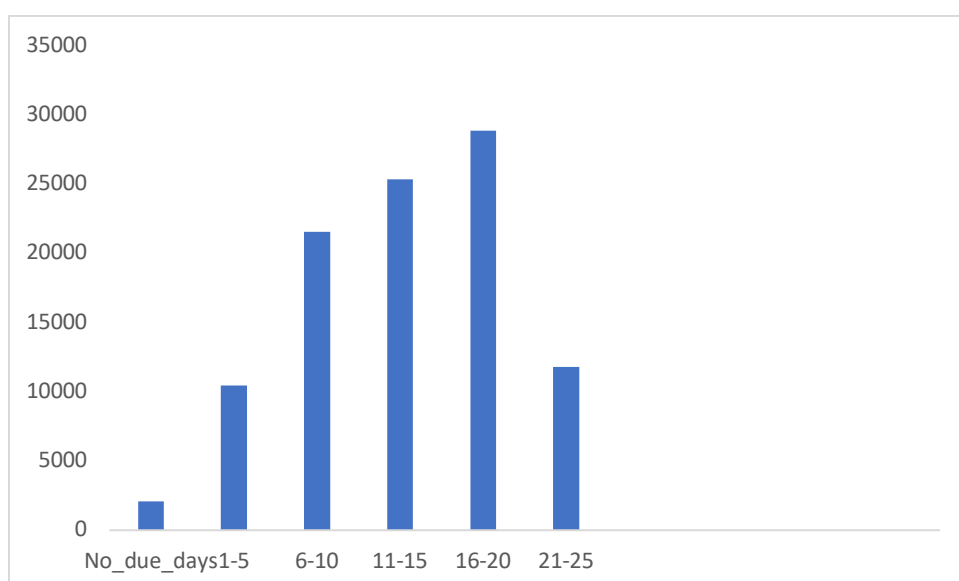
F- La distribution des sommes de chaque types de credits :

Loan_type	Total_number
Auto Loan	37992
Credit-Builder Loan	40440
Personal Loan	38888
Home Equity Loan	39104
Not Specified	39616
No Data	11408
Mortgage Loan	38936
Student Loan	38968
Debt Consolidation Loan	38776
Payday Loan	40568



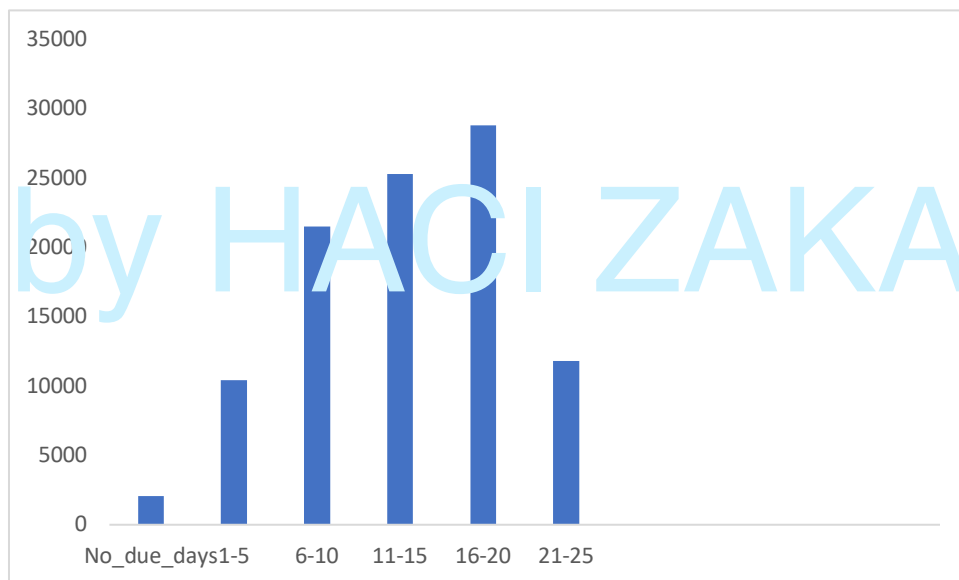
G- La distribution des sommes des nombres des comptes de tous les types de credits en retard de paiement à partir de la date d'échéance :

	days_range	num_of_accounts
0	No_due_days	1385
1	1-10	25728
2	1-20	29510
3	21-30	24269
4	31-40	6442
5	41-50	5735
6	51-62	6931



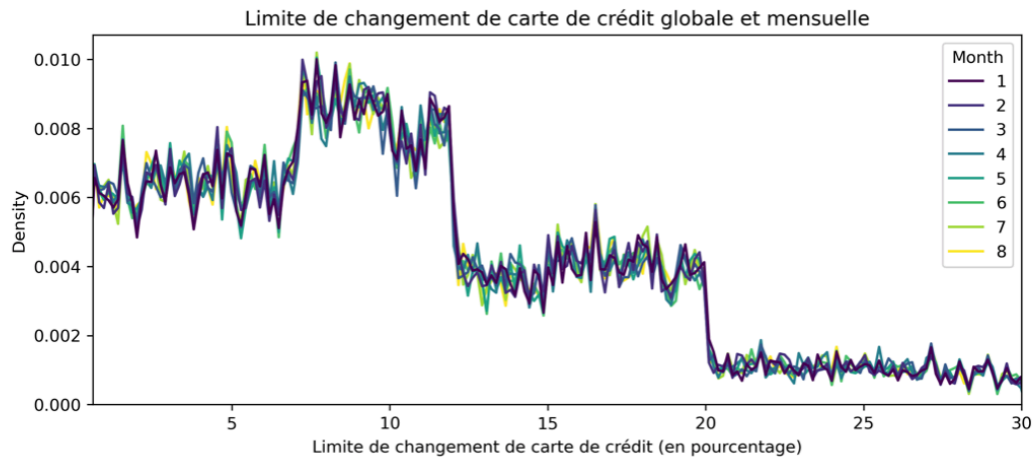
F- Nombre de comptes qui ont des retards de paiement

	payment_delay_ranges	num_of_accounts
0	No_due_days	2081
1	1-5	10432
2	6-10	21527
3	11-15	25324
4	16-20	28834
5	21-25	11802



⇒ Il y'a trop de compte qui ont fait des retards de payments de 16 à 20 jours et 11-15 .

H- Limite de changement de carte de crédit globale et mensuelle.



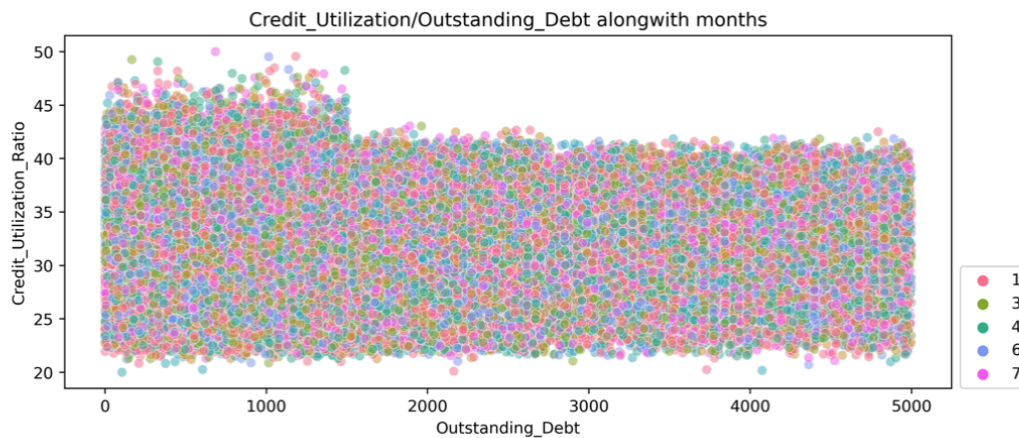
⇒ Il y'a toujours un changement mensuel de la limite mais la densité baisse si le nombre de changements de la limite est supérieur à 10 pas .

I - Ratio d'utilisation de crédit « maximal et minimum » .

⇒ Maximum de l'utilisation de crédit est : 50

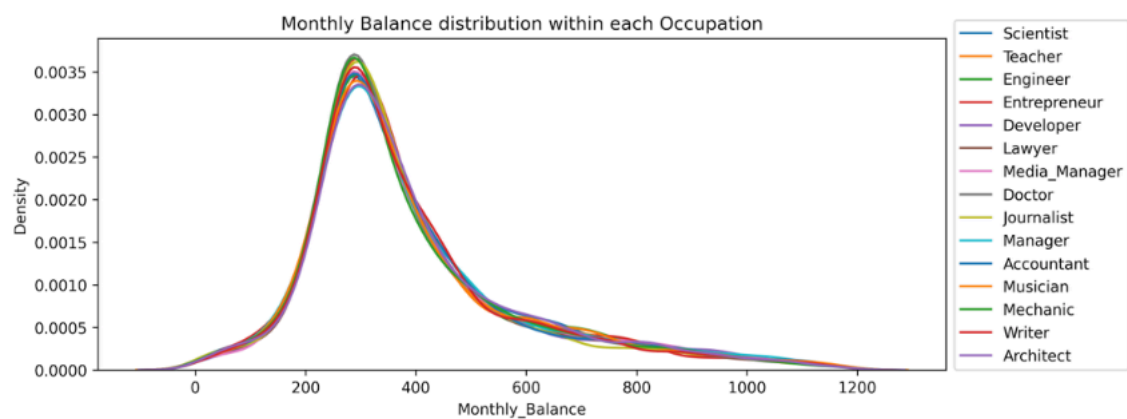
⇒ Minimum de l'utilisation de crédit est : 20

O- Relation entre le taux d'utilisation de la carte de crédit et la dette impayée en fonction du mois.



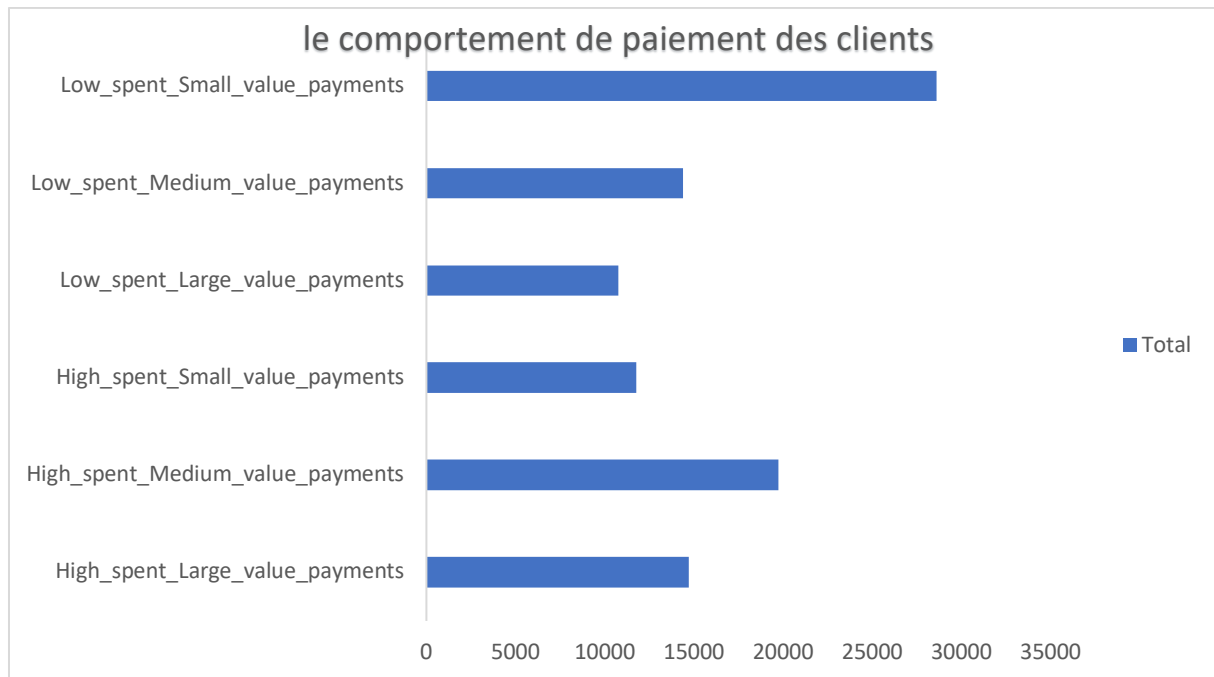
by HACL ZAKARIA

F- Distribution du solde mensuel pour chaque profession.



⇒ Le solde mensuel des comptes bancaires ou de carte de crédit de toutes les professions a une densité équitable à la hausse et à la baisse de cette dernière .

N- le comportement de paiement des clients :



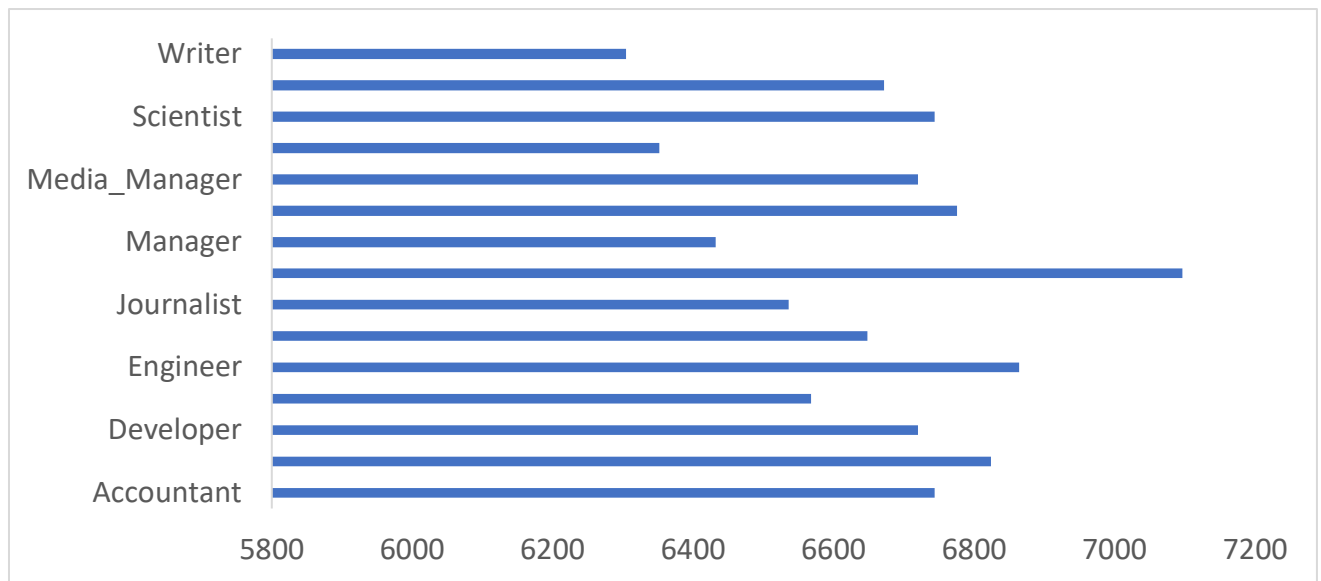
Le comportement « faible dépense , payment de faible valeur » domine par un nombre de presque 30000 ,

Ainsi Le comportement « forte dépense , payment de valeur moyenne » vient en 2eme par un nombre de presque 20000 ,

Après il y'a les comportements « forte dépense ,payment de valeur tres grande + faible dépense , payment de valeur moyenne » qui ont un nombre de presque 15000 ,

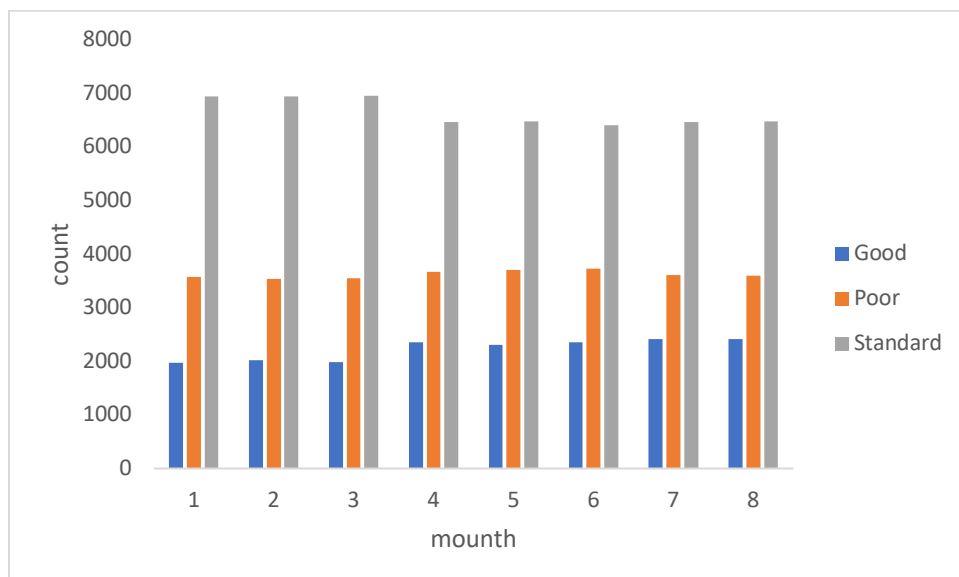
enfin on trouve les deux derniers comportements « forte dépense payment de faible valeur + faible dépense payment de valeur tres grande » .

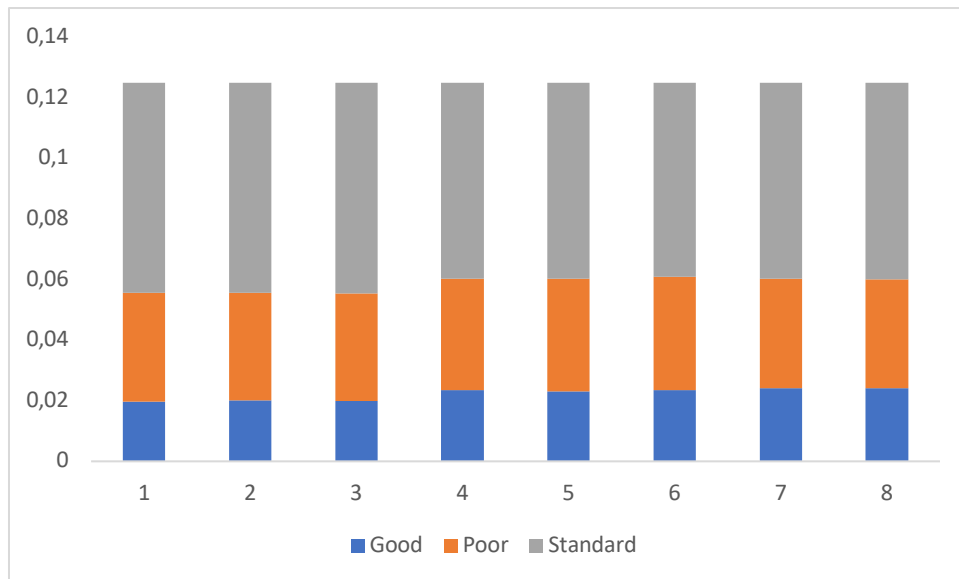
M- Investissement mensuel en fonction de la profession :



⇒ La distribution est Presque équilibrée ce qui veut dire qu'il n'y a pas une grande dispersion entre le montant mensuel investi par un architecte et un journaliste

V- Credit_Score – Month



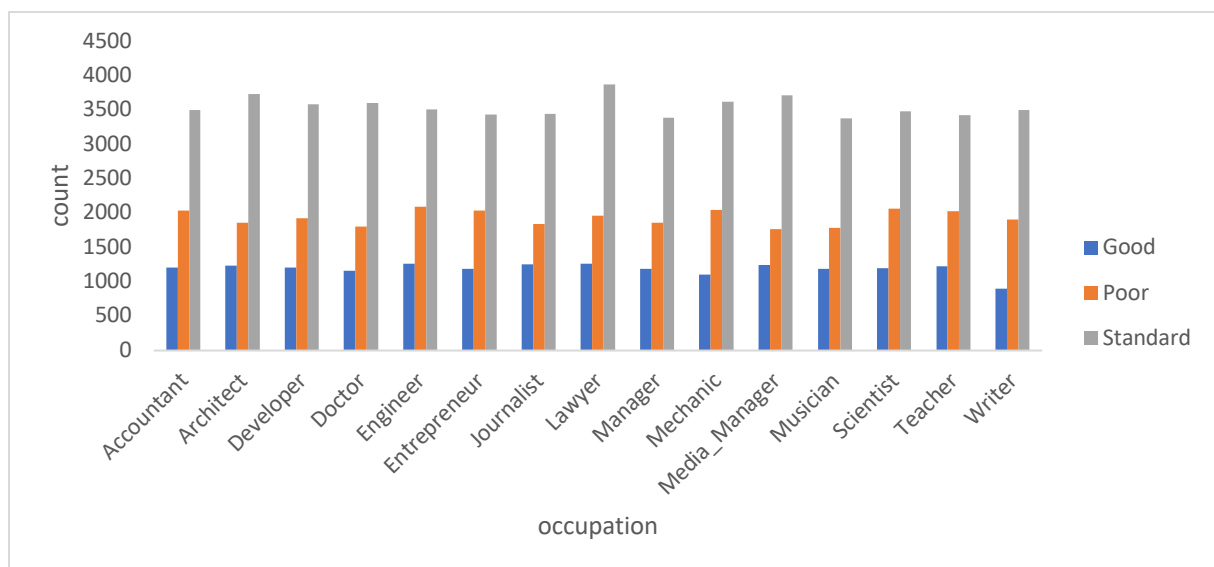


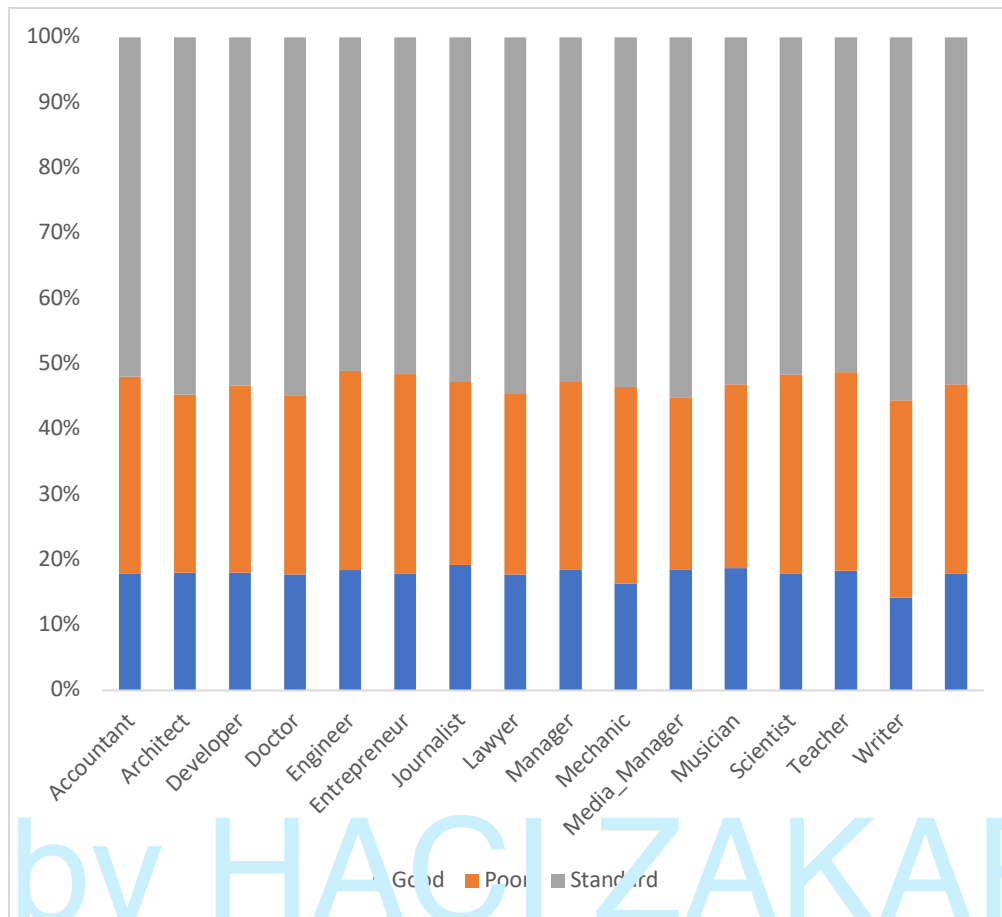
⇒ Dans cette analyse le score de credit est bien equilibre dans chaque moi et sur la meme categorie bien que

le score standard domine avec un niveau de 52% et le pauvre score de credit vient a pres avec un niveau de 29%

sans oublier que le bon score occupe un pourcentage qui ne passe même pas 10%.

S- Credit_Score – Occupation





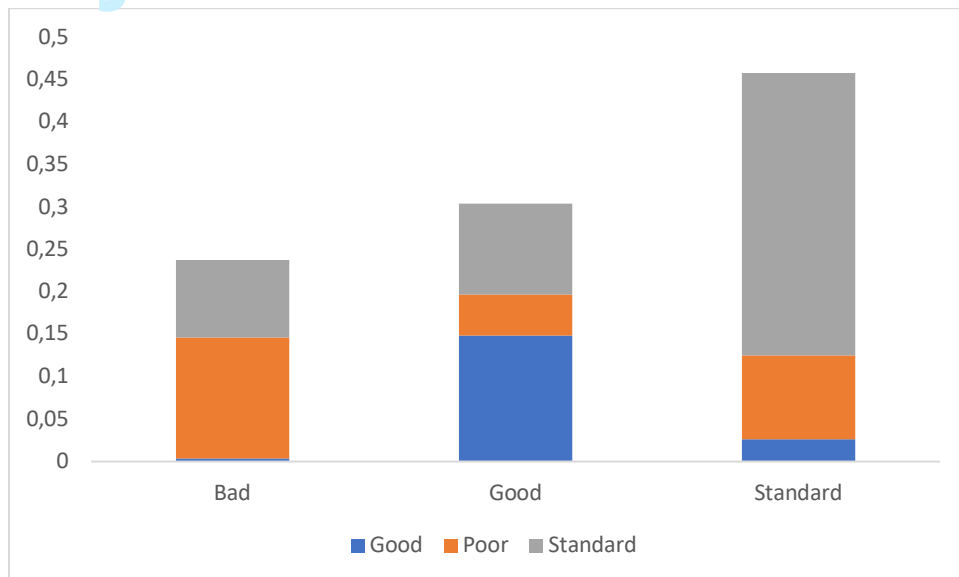
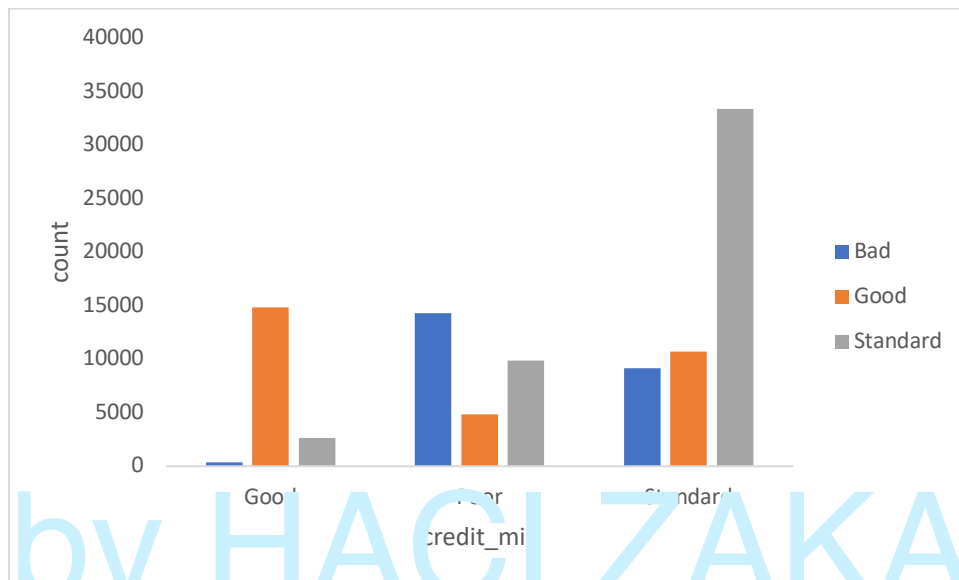
⇒ Le score de crédit est bien reparti en trois catégorie dans chaque occupation et y'a pas une grande différence entre

le score de crédit de chaque occupation sans que dans toute les occupations on trouve que le score de crédit

standard domine et le pauvre score vient juste après sans oublier que le bon score de crédit vient en dernier .

⇒ Donc la moyenne de chaque catégorie de score dans toutes les professions est presque la même .

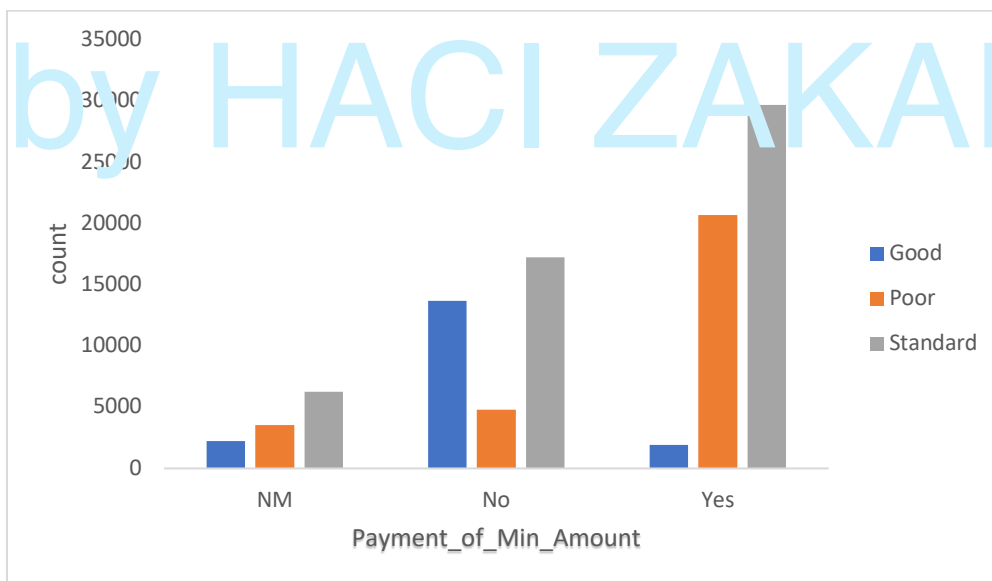
AA-Credit_Score - Credit_Mix

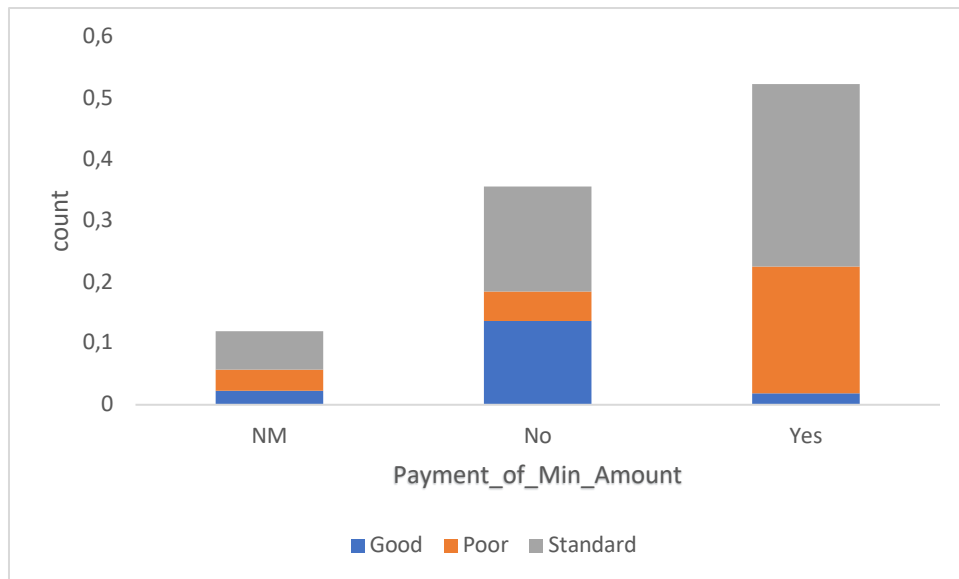


⇒ Pour ceux qui sont dans la catégorie de diversité de crédit « bad » et un mauvais score de crédit dominent avec un pourcentage de 60% et face à 38% pour la catégorie qui ont un score standard sans oublier que le bon score occupe que 2% .

- ⇒ Pour ceux qui sont dans la categorie de diversité de credit « good » et un bon score de credit dominant avec un pourcentage de 49% et face à 35% pour la categorie qui ont un score de credit standard sans oublier que le mauvais score occupe que 16% .
- ⇒ Pour ceux qui sont dans la categorie de diversité de credit « standard » un score de credit standard dominant avec un pourcentage de 73% et face à 22% pour la categorie qui ont un pauvre score sans oublier que le bon score occupe que 6% .

AB- Credit_Score - Payment_of_Min_Amount





⇒ Pour ceux qui font un Paiement du montant minimum « NM » et un score de credit standard dominant avec un pourcentage de 52% et

face à 29% pour la categorie qui ont un pauvre score sans oublier que le bon score occupe que 19% .

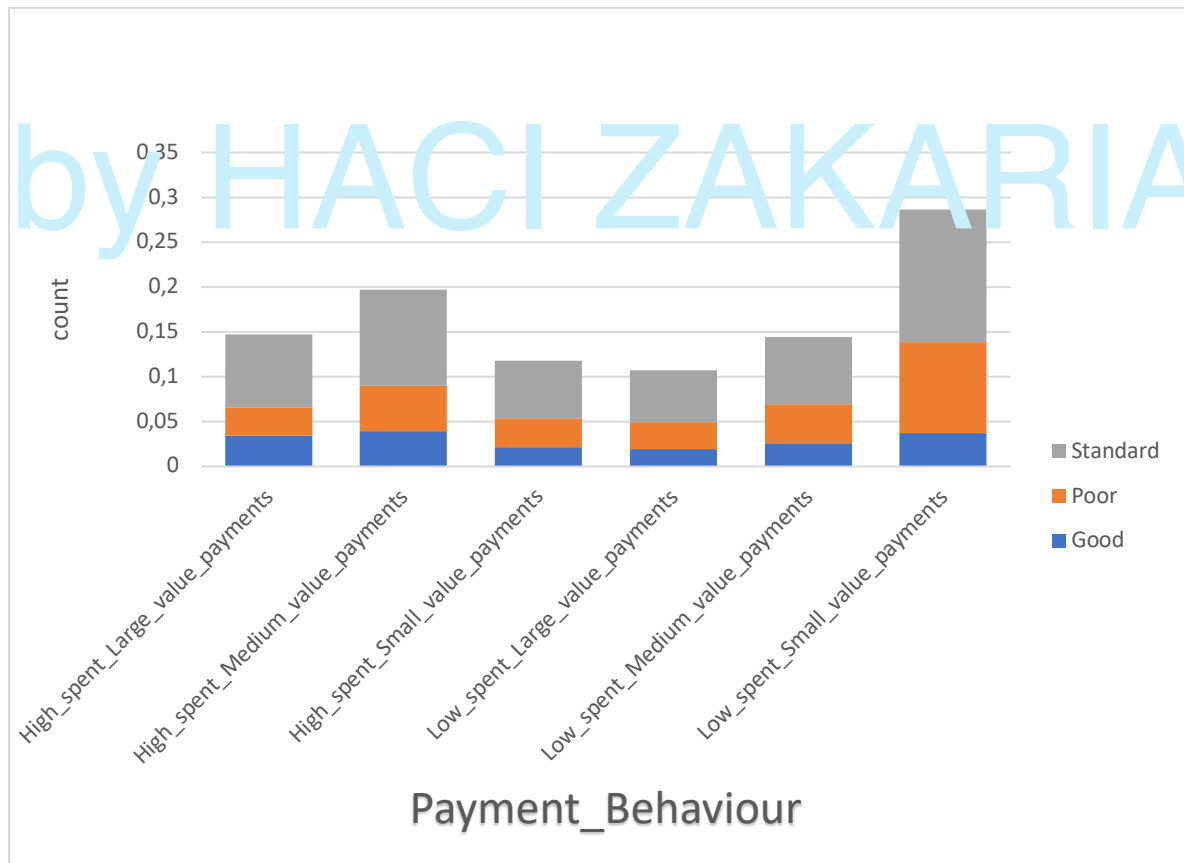
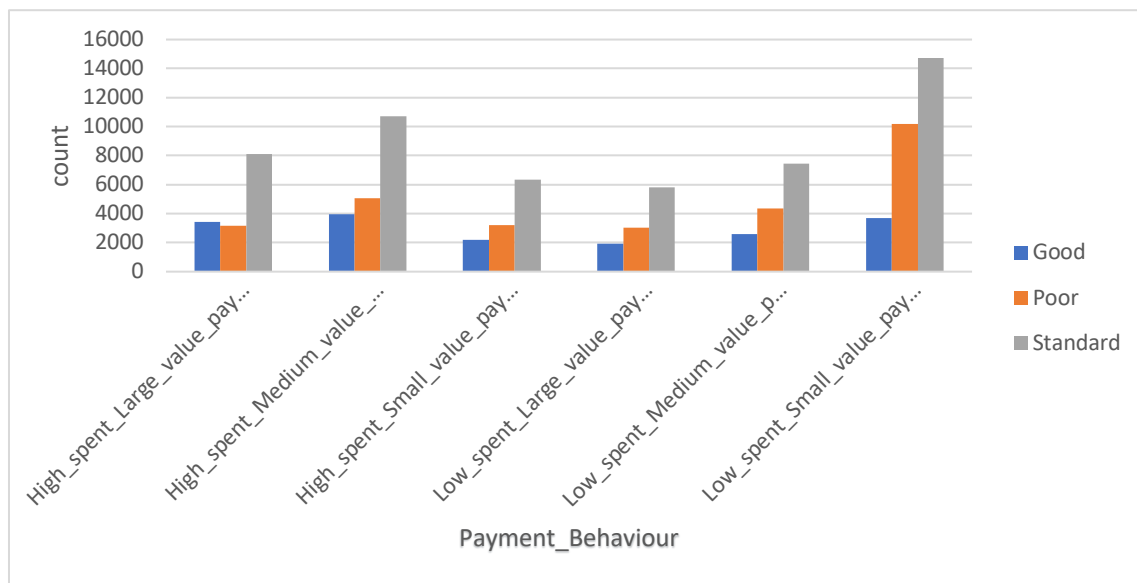
⇒ Pour ceux qui font un Paiement du montant minimum « No » et un score de credit standard dominant avec un pourcentage de 48% et

face à 38% pour la categorie qui ont un bon score sans oublier que le pauvre score occupe que 13% .

⇒ Pour ceux qui font un Paiement du montant minimum « Yes » et un score de credit standard dominant avec un pourcentage de 57% et

face à 40% pour la categorie qui ont un pauvre score sans oublier que le bon score occupe que 3% .

AC- Credit_Score - Payment_Behaviour



⇒ Toutes les categories du comportements ont une distribution presque pareil vis-à-vis les trois categories du score de credits cela veut dit qu'il y' une dominance de score de credit standard et

puis le pauvre score de credit sans oublier que le bon score dans tous les categorie vient en dernier

⇒ Le comportement « faible dépense , payment de faible valeur » domine par un nombre de presequ 30000 ,

Ainsi Le comportement « forte dépense , payment de valeur moyenne» vient en 2eme par un nombre de presequ 20000 ,

Après il y'a les comportement « forte depense ,payment de valeur tres grande + faible dépense , payment de valeur moyenne » qui ont un nombre de presque 15000 ,

enfin on trouve les deux derniers comportements « forte dépense payment de faible valeur + faible dépense payment de valeur tres grande » .

by HACI ZAKARIA