

Centre de Techniques, de Planification et d'Economie Appliquée (CTPEA)



Économétrie 1

Le prix du Bitcoin

Une analyse économétrique trimestrielle de son prix en fonction des principaux agrégats économiques des pays développés et des pays les plus peuplés, de 2012 à 2023.

Élaboré par :
Smide ALEXIS

Encadré par :
**Prof. Jean Baptiste
ANTENORD, PhD**

08 Janvier 2024
Port-au-Prince, Haïti

Contenus du Travail

Choix du phénomène économique	1
Choix du sujet de recherche	1
Justification du sujet	1
Justification actuelle	1
Justification institutionnelle	1
Justification personnelle	1
Problématique	2
Hypothèse et variables explicatives	2
Le prix du Bitcoin	2
Le niveau de la masse Monétaire	2
Le Produit Intérieur Brut par habitant (PIB/hab)	2
Le taux d'inflation	3
Le niveau de l'épargne	3
Le niveau d'investissement	3
Taux de chômage	4
Le taux d'intérêt	4
Objectif	4
Méthodes et Matériels	4
Spécification du modèle économétrique	6
Modèle de régression linéaire multiple	6
Tableau résumant les variables exogènes et leur paramètre	6
La collecte des données statistiques	6
Selection des variables pertinentes	9
Interprétation du résultat	10
Le Modèle Retenu	10
Validation théorique	11
Explications statistiques	11
La Matrice variance-Covariance	11
Test de normalité de Bera-Jarque	12
Test de Ramsey (RESET Test)	12
Test de Golfeld-Quandt	13

Test de CUSUM	13
Test de Facteur d'Inflation de la Variance	14
Test de Durbin-Watson	15
Correction du problème d'autocorrélation	16
Conclusion	16
Prévision	16
Prévision ponctuelle	17
Prévision par intervalle	17
Difficultés rencontrées	18
Limites du travail	18
Sources et références bibliographiques	19

Choix du phénomène économique

Le prix du Bitcoin

Choix du sujet de recherche

Analyse économétrique trimestrielle du prix du Bitcoin en fonction des principaux agrégats économiques des pays développés et des pays les plus peuplés, de 2012 à 2023.

Justification du sujet

Justification actuelle

Depuis son apparition en tant que cryptomonnaie en octobre 2008 et sa première transaction en janvier 2009, le Bitcoin n'a cessé d'attirer progressivement l'attention du grand public, des investisseurs indépendants et institutionnels ainsi que des gouvernements, devenant un sujet majeur dans les domaines de la finance, de l'investissement et de la technologie. Réputé pour sa volatilité, son rôle de réserve de valeur et ses liens avec les événements économiques et financiers, certains considèrent le Bitcoin comme une révolution dans le monde financier. Cette cryptomonnaie a également généré l'arrivée d'autres cryptomonnaies, créant ainsi un marché en plein évolution, désigné comme le marché des cryptomonnaies. Donc, dans le contexte actuel des répercussions économiques de la pandémie de covid-19, l'analyse des agrégats économiques et de leur lien avec le Bitcoin pourrait fournir des perspectives cruciales sur la reprise économique mondiale.

Justification institutionnelle

Certains pays ont adopté le Bitcoin ou d'autres cryptomonnaies comme stratégie contre l'inflation ou face à certaines sanctions, comme dans le cas de Venezuela en 2018 qui a lancé sa propre Cryptomonnaie pour combattre l'inflation et les sanctions américaines¹, tandis que d'autres ont reconnu une cryptomonnaie comme une monnaie officielle², et certains d'autres pays développent activement leurs propres cryptomonnaies ; c'est le cas des Etats-Unis, la Chine et bien plus encore... Ainsi, il est donc essentiel de comprendre comment les changements dans les agrégats économiques des pays les plus développés et les peuplés peuvent impacter le prix du Bitcoin, offrant ainsi des indications sur ses mouvements et sa valeur perçue, tout en reflétant les tendances globales.

Justification personnelle

Sur un plan personnel, une analyse économétrique des principaux agrégats économiques des pays les plus développés et les plus peuplés en relation avec l'évolution du prix du Bitcoin nous permettra de saisir les tendances fondamentales de cet actif financier. Notre intérêt pour les sujets financiers et les marchés financiers est au cœur de nos études au CTPEA. L'exploration globale des marchés financiers est la principale source de motivation de notre présence au CTPEA.

En somme, ce sujet fusionne des éléments de l'économie, de la finance, de la technologie et des tendances mondiales, offrant ainsi une pertinence et une actualité significative pour comprendre les dynamiques du Bitcoin et son lien avec les variables macroéconomiques des pays influents.

1. LeFigaro.- «Le Venezuela veut sauver sa économie grâce à sa cryptomonnaie petro». In LeFigaro[en ligne], août 2018, [consulté le 10/12/23]. Disponible sur :[Cliquer ici]

2. En juin 2021, le parlement Salvadorien a adopté le Bitcoin comme une monnaie légale au Salvador,[Cliquer ici]

Problématique

C'est pourquoi que l'on se pose la question : **“Comment les variations des grands agrégats économiques des pays les plus développés et les plus peuplés ont-ils impacté le prix du Bitcoin ?”**.

Hypothèse et variables explicatives

Le prix du Bitcoin

Le prix du Bitcoin, comme pour toute autre devise ou actif, fluctue en fonction de la quantité disponible sur le marché des cryptomonnaies (offre) par rapport à la demande des investisseurs et des utilisateurs, donc par *la loi de l'offre et de la demande*. Ce prix est généralement exprimé en monnaie fiduciaire comme le dollar américain (USD). Il est déterminé par les transactions effectuées sur les plateformes d'échange où les utilisateurs achètent et vendent des cryptomonnaies, particulièrement du Bitcoin. En effet, l'augmentation de l'utilisation du Bitcoin dans les transactions, comme réserve de valeur ou comme investissement dans l'attente d'une augmentation de valeur future peut être expliquée par les facteurs macroéconomiques des grandes économies et des pays potentiellement avec le plus d'utilisateurs, notamment :

Le niveau de la masse Monétaire

La masse monétaire, souvent désignée comme agrégat monétaire, se réfère à la quantité totale de monnaie en circulation dans une économie à un moment donné. Elle se divise généralement en différentes catégories, telles que M_1 , M_2 et M_3 , pour refléter les divers types de monnaies en circulation ayant chacun une liquidité distincte³, susceptible d'être utilisée comme moyen de paiement.

Le niveau de la masse monétaire pourrait impacter le prix du Bitcoin, car une augmentation de la masse monétaire, si la masse monétaire augmente plus vite que la croissance économique, peut susciter une éventuelle pression inflationniste. Les investisseurs peuvent alors se tourner vers des actifs comme le Bitcoin pour une couverture potentielle contre l'inflation, stimulant ainsi la demande du Bitcoin et donc une augmentation de son prix. De même, une perte de confiance dans les monnaies fiduciaires traditionnelles en raison de l'augmentation de la masse monétaire ou de la dette excessive peut inciter les investisseurs à chercher des valeurs refuges alternatives comme le Bitcoin. En d'autres termes, une augmentation de la masse monétaire peut fait augmenter le prix du Bitcoin. Donc il existe une relation positive entre la masse monétaire et le prix du Bitcoin.

Le Produit Intérieur Brut par habitant (PIB/hab)

Le PIB, désigné comme le revenu national, est un indicateur économique qui mesure la valeur totale de tous les biens et services produits dans un pays sur une période donnée. Il représente la somme de la valeur ajoutée brute de tous les secteurs de l'économie nationale. Il est souvent utilisé comme une mesure clé pour évaluer la taille et la performance économique d'un pays et est calculé en agrégeant la production de biens matériels (comme les biens manufacturés) et de services (comme les services financiers, les soins de santé, l'éducation, etc.) sur le territoire national. Ainsi, le PIB par habitant qui est le rapport du Produit Intérieur Brut (PIB) d'un pays par sa population totale. Il est généralement utilisé pour estimer le niveau de vie moyen des individus dans un pays.

Le PIB par habitant en tant que tel peut avoir une certaine influence sur le prix du bitcoin. Dans des économies fortes avec un PIB élevé et des périodes de croissance économique solide, avec une perception de stabilité économique, le niveau moyen de richesse des individus est élevé, ce qui peut potentiellement

3. M_1 inclut les liquidités comme les espèces en circulation et les dépôts à vue. M_2 englobe M_1 et s'étend aux comptes d'épargne et aux placements à court terme. M_3 va au-delà de M_2 en incluant les dépôts à long terme, les titres négociables et certains instruments du marché monétaire.

impacter le prix du Bitcoin, s'il s'avère que plus les individus ont de l'argent plus ils achètent le Bitcoin. Ce qui peut influencer la demande du Bitcoin en hausse et faire augmenter son prix. Il y a donc une relation positive entre le PIB par habitant et le prix du Bitcoin.

Le taux d'inflation

Le taux d'inflation représente la variation moyenne des prix des biens et services dans une économie sur une période donnée. Il mesure la perte de pouvoir d'achat de la monnaie fiduciaire. L'inflation peut découler de divers facteurs tels que la demande et l'offre, les coûts de production, les politiques monétaires, etc. En période d'inflation, les investisseurs cherchent souvent des actifs décorrélés de la monnaie traditionnelle pour se protéger contre la dévaluation monétaire. Une inflation élevée, en particulier si elle est due à une politique monétaire accommodante, peut influencer la confiance dans la monnaie fiduciaire et inciter certains investisseurs à chercher des valeurs refuges, comme le Bitcoin en particulier qui est un actif refuge potentiel face à l'inflation monétaire en raison de son approvisionnement limité⁴. Ce qui peut augmenter la demande du Bitcoin et donc faire hausser son prix. C'est une relation positive.

Le niveau de l'épargne

L'épargne est la partie du revenu d'un individu ou d'une entité économique qui n'est pas dépensée pour la consommation immédiate ni réinvestie. Elle représente la portion des revenus qui est mise de côté et conservée pour une utilisation future et pour générer des rendements positifs pendant ce temps. L'épargne peut prendre différentes formes, telles que des dépôts bancaires ou des fonds placés dans des régimes de retraite.

Un niveau élevé de l'épargne signifie que la majeure partie des revenus non-consommés des agents économiques sont placés dans des sociétés financières. En revanche, un niveau élevé de l'épargne peut signifier que les sociétés financières ont plus d'argent à investir dans des actifs financiers, en particulier le Bitcoin, créant ainsi une augmentation de la demande du Bitcoin, et par conséquent une hausse de son prix.

En d'autres termes, une hausse du niveau de l'épargne peut traduire une augmentation du prix du Bitcoin. Donc, il existe une relation positive entre le niveau de l'épargne et le prix du Bitcoin.

Le niveau d'investissement

Le niveau de l'investissement fait référence à la dépense des entreprises et des particuliers dans les biens et services destinés à être utilisés pour la production future. Cela inclut les achats d'équipements, d'infrastructures, de machines, de technologies et d'autres actifs qui augmentent la capacité de production et la productivité à court ou à long terme. Dans un contexte macroéconomique, l'investissement est crucial pour stimuler la croissance économique. Une augmentation de l'investissement peut conduire à une augmentation de la production, créant ainsi des emplois et stimulant la demande globale dans l'économie. Le niveau d'investissement peut avoir un impact indirect sur le prix du Bitcoin, car les investissements dans les technologies innovantes, les infrastructures ou globalement les investissements progressistes peuvent favoriser et susciter un intérêt accru pour les actifs numériques tels que le Bitcoin. La relation entre le niveau de l'investissement et le prix du Bitcoin est positive.

4. Il ne peut exister que 21 millions de Bitcoin, constituant le nombre total pouvant être miné durant toute son existence. Ce qui renforce sa réputation en tant que valeur refuge.

Taux de chômage

Le taux de chômage, en tant que indicateur économique, représente le pourcentage de personnes sans emploi et recherchant activement du travail parmi la population active. L'évolution du chômage a des répercussions majeures sur l'économie. Il est généralement utilisé pour évaluer la santé globale du marché du travail dans une économie pour une période donnée.

En périodes de chômage élevé, l'économie n'est pas stable, cela réduit les rendements des investissements classiques. Ceci incite les investisseurs à chercher des alternatives, comme le Bitcoin, perçu comme une valeur refuge similaire à l'or. Sa nature décentralisée et sa rareté programmée le rendent attrayant en tant qu'actif de préservation de valeur. En outre, l'instabilité économique augmente la volatilité des marchés, attirant les traders vers le Bitcoin pour ses potentiels gains élevés. L'accélération de l'adoption du Bitcoin dans les systèmes de paiement traditionnels augmente également son accessibilité et sa liquidité, poussant son prix à la hausse. C'est donc une relation positive.

Le taux d'intérêt

Le taux d'intérêt directeur fait référence au taux fixé par la banque centrale d'un pays pour réguler sa politique monétaire à une période donnée. Il est également appelé taux de refinancement ou taux de politique monétaire. Il correspond au coût auquel la banque centrale emprunte de l'argent, généralement par le biais d'obligations, ou encore au taux auquel les banques commerciales empruntent des fonds auprès de la banque centrale⁵, ce qui a un impact direct sur les taux pour les prêts accordés aux entreprises et aux particuliers pour les investissements ou les consommations ainsi que sur les décisions d'épargne des ménages et des entreprises.

Des taux d'intérêt très élevés peuvent encourager l'épargne et ralentir l'investissement et la consommation. A l'inverse, des taux d'intérêt bas peuvent encourager l'emprunt pour investir ou pour consommer et ceux-ci peuvent inciter les investisseurs à rechercher des rendements plus élevés dans d'autres actifs notamment le Bitcoin. Cela crée alors une augmentation de la demande du Bitcoin et, par conséquent, une hausse de son prix. Ainsi, une diminution du taux d'intérêt peut entraîner une augmentation du prix du Bitcoin, établissant une relation inverse entre le taux d'intérêt directeur et le prix de cette cryptomonnaie.

Objectif

Notre travail est effectué dans le but d'observer dans quelles mesures les variables macro-économiques peuvent expliquer le Prix du Bitcoin.

Comme premier objectif, nous nous avons donné la peine d'analyser dans quel niveau le prix du Bitcoin est expliqué suivant les indicateurs macro-économiques et observer le niveau de corrélation existant entre-eux. De plus, nous avons un second objectif, bien que personnel, consistant à mettre en application nos connaissances de bases acquises au cours d'économétrie 1 et d'essayer de les maîtriser, en suite nous voulons pratiquer certains logiciels d'applications tels que le langage **R** et le logiciel de traitement de documents de texte **Latex**, afin d'acquérir des habitudes analytiques et techniques.

Méthodes et Matériels

Dans le cadre de la réalisation de cette étude économétrique, nous avons pris en considération les pays dotés des plus grandes économies tels que les États-Unis, la Chine populaire, la Russie, l'Union Européenne, le Royaume-Uni, la Turquie, la Suisse, la Norvège, le Canada, le Japon, la Corée du Sud et l'Australie, ainsi que les pays les plus peuplés, comme l'Indonésie, l'Inde, le Brésil, le Mexique, le Nigeria, le Pakistan et le Bangladesh. Nous estimons que ces pays pourraient majoritairement expliquer la corrélation entre le

5. Outre leurs activités courantes, les banques commerciales empruntent parfois pour respecter leurs réserves obligatoires ou pour gérer leurs liquidités.

prix du Bitcoin et les facteurs macroéconomiques mondiaux. A cette fin, nous avons utilisé les données de l'Eurostat, la Banque Mondiale et TradingEconomics puis effectuons la moyenne arithmétique de chaque variable macroéconomique de ces pays et observons leurs variations.

Pour ce faire nous avons utilisé des logiciels tels R et certains de ses packages pour la collecte, le traitement des données, la préparation du dataframe et la réalisation des tests statistiques, RMarkdown et LaTeX pour la mise en forme complète du document, de son début à sa fin. Sans oublier RStudio où tout a été enregistré.

Spécification du modèle économétrique

Pour expliquer le prix du Bitcoin (PBTC), la variable endogène, nous avons spécifié le modèle économétrique suivant :

Modèle de régression linéaire multiple

Puisque le Prix du Bitcoin évolue fortement avec de grands nombres dans le temps, nous avons décidé de l'expliquer par le logarithme népérien (log), donc :

$$\log(PBTC_t) = \beta_0 + \beta_1 \times PIBM_t + \beta_2 \times TINM_t + \beta_3 \times NMIV_t + \beta_4 \times NMMM_t + \beta_5 \times IPCM_t + \beta_6 \times NMEP_t + \beta_7 \times TCHM_t + \mu_t$$

Tableau résumant les variables exogènes et leur paramètre

Variables explicatives (au temps t)	Raccourcis	Paramètres associés	Signes attendus du paramètre associé
Le Produit Intérieur Brut Moyen par habitant	$PIBM_t$	β_1	+
Le Taux d'Intérêt Moyen	$TINM_t$	β_2	-
Le Niveau Moyen de l'Investissement	$NMIV_t$	β_3	+
Le Niveau Moyen de la Masse Monétaire	$NMMM_t$	β_4	+
L'Indice de Prix à la Consommation Moyen	$IPCM_t$	β_5	+
Le Niveau Moyen de l'Épargne	$NMEP_t$	β_6	+
Le Taux de Chômage Moyen	$TCHM_t$	β_7	-
La variable d'erreur du modèle	μ_t		

La collecte des données statistiques

Après avoir extrait des données de nos diverses sources sur nos variables et les avoir traitées, notamment en gérant les valeurs manquantes pour certaines périodes ou certains pays, en particulier pour les derniers trimestres de l'année 2023, nous avons préparé un DataFrame avec 48 données (pour 48 trimestres, de 2012-2023). Ce DataFrame est structuré de manière à offrir une vue complète et cohérente des indicateurs clés que nous analyserons. Chaque ligne représente un trimestre spécifique, et les colonnes sont consacrées à nos différentes variables. Nous avons veillé à ce que le DataFrame soit nettoyé, formaté correctement, car il sera la base de notre modèle économétrique et de nos analyses⁶.

Ainsi :

.	Période	PBTC (\$)	PIB/ha (\$)	TINM (%)	NMIV (%)	NMMM (%)	IPCM	NMEP (%)
. 1	2012-Q1	4.9	8940.972	2.7788833	8.066667	84.25920	92.35333	11.516667
. 2	2012-Q2	6.7	8914.131	2.4913750	8.233333	84.25920	93.22800	14.026667
. 3	2012-Q3	12.4	9042.308	2.2791500	8.626667	84.25920	93.09800	9.450000
. 4	2012-Q4	13.5	9237.378	1.9663917	8.733333	84.25920	94.19933	9.440000
. 5	2013-Q1	93.0	8916.592	1.7087917	8.243333	86.48051	94.89133	10.273333
. 6	2013-Q2	97.5	8952.424	1.4122833	8.510000	86.48051	95.67067	13.706667
. 7	2013-Q3	141.9	8722.805	1.3756667	8.746667	86.48051	95.97533	9.606667
. 8	2013-Q4	805.9	8902.924	1.1509917	8.776667	86.48051	96.55200	10.470000
. 9	2014-Q1	444.7	8686.443	1.0842000	8.343333	87.60998	97.28733	11.443333
. 10	2014-Q2	635.1	8800.435	1.0303417	8.480000	87.60998	98.39400	13.893333
. 11	2014-Q3	388.2	8881.249	0.9047250	8.700000	87.60998	98.62333	10.043333

6. La masse monétaire est en pourcentage du PIB, c'est la taille totale de l'agrégat monétaire du pays par rapport à son PIB. Et les variables investissement et épargne sont en pourcentage moyen du revenu des ménages ou des entreprises.

. 12	2014-Q4	318.2	9056.981	0.7749833	8.526667	87.60998	98.83200	10.156667
. 13	2015-Q1	244.1	9242.378	0.6599667	8.113333	89.84624	98.75200	10.970000
. 14	2015-Q2	264.1	9521.636	0.6098750	8.163333	89.84624	100.14267	16.253333
. 15	2015-Q3	235.9	9123.802	0.6141917	8.606667	89.84624	100.23533	10.203333
. 16	2015-Q4	430.0	9227.992	0.6055000	8.673333	89.84624	100.86933	11.530000
. 17	2016-Q1	415.7	8808.487	0.6119833	8.400000	92.32343	101.21533	10.263333
. 18	2016-Q2	670.0	9041.407	0.5938667	8.653333	92.32343	102.33467	14.473333
. 19	2016-Q3	608.1	8937.406	0.5767833	9.310000	92.32343	102.97000	9.216667
. 20	2016-Q4	963.4	9400.875	0.5797583	9.256667	92.32343	103.84000	8.883333
. 21	2017-Q1	1079.1	9470.049	0.5907250	9.406667	92.30893	105.08933	8.310000
. 22	2017-Q2	2480.6	9240.187	0.6021667	9.146667	92.30893	106.40267	13.836667
. 23	2017-Q3	4360.6	9007.808	0.6089667	9.700000	92.30893	106.75667	8.580000
. 24	2017-Q4	13850.4	9232.637	0.6212083	9.383333	92.30893	108.07667	8.853333
. 25	2018-Q1	6938.2	9056.985	0.6779417	9.083333	92.00710	109.10733	8.540000
. 26	2018-Q2	6398.9	9268.089	0.7292833	8.783333	92.00710	111.34200	13.476667
. 27	2018-Q3	6635.2	9274.945	0.7379667	9.450000	92.00710	113.64667	8.196667
. 28	2018-Q4	4039.7	9634.019	0.7604500	9.220000	92.00710	115.69600	9.433333
. 29	2019-Q1	4102.3	9451.954	0.7969667	9.176667	93.95939	115.86267	8.980000
. 30	2019-Q2	10818.6	9491.357	0.7768917	8.833333	93.95939	117.78533	14.650000
. 31	2019-Q3	8284.3	9473.985	0.7322500	9.540000	93.95939	118.77867	8.850000
. 32	2019-Q4	7196.4	9821.201	0.7147750	8.900000	93.95939	120.07667	10.093333
. 33	2020-Q1	6412.5	9410.190	0.6906667	8.733333	105.55864	120.83267	12.103333
. 34	2020-Q2	9135.4	8373.749	0.6221000	7.836667	105.55864	121.87533	28.086667
. 35	2020-Q3	10776.1	8913.969	0.5290833	9.130000	105.55864	123.32533	15.856667
. 36	2020-Q4	28949.4	9979.080	0.5082083	9.028286	105.55864	125.23867	14.598381
. 37	2021-Q1	58763.7	10108.439	0.5116000	8.988286	104.64839	127.72467	15.848381
. 38	2021-Q2	35026.9	10543.202	0.5113583	9.101619	104.64839	130.35667	17.658381
. 39	2021-Q3	43823.3	10886.113	0.5077833	9.558286	104.64839	133.20133	11.041714
. 40	2021-Q4	46219.6	12040.537	0.5049250	9.011619	104.64839	138.98800	13.971714
. 41	2022-Q1	45525.0	12303.679	0.6038083	9.484952	101.92553	153.73933	12.325048
. 42	2022-Q2	19926.6	12666.065	0.7957500	9.211619	101.92553	166.50133	13.838381
. 43	2022-Q3	19423.0	13660.145	1.2273667	9.654952	101.92553	174.24200	9.531714
. 44	2022-Q4	16537.4	13116.695	1.7384750	9.464952	101.92553	181.89400	7.941714
. 45	2023-Q1	28473.7	12311.854	2.0346250	9.084952	107.34021	192.31000	11.025048
. 46	2023-Q2	30472.9	11928.590	2.2730250	8.591619	107.34021	199.69333	13.278381
. 47	2023-Q3	26962.7	11640.729	2.4486917	8.884083	107.34021	221.38400	11.841859
. 48	2023-Q4	42272.5	9801.380	0.4392167	8.884083	107.34021	236.52267	11.841859
. 1	TCHM (%)							
. 1		6.493333						
. 2		6.206667						
. 3		6.226667						
. 4		6.220000						
. 5		6.726667						
. 6		6.340000						
. 7		6.260000						
. 8		6.013333						
. 9		6.320000						
. 10		5.800000						
. 11		5.860000						
. 12		5.526667						
. 13		5.940000						
. 14		5.620000						
. 15		5.640000						
. 16		5.473333						

```

. 17 5.800000
. 18 5.380000
. 19 5.400000
. 20 5.080000
. 21 5.326667
. 22 4.886667
. 23 4.873333
. 24 4.593333
. 25 4.833333
. 26 4.466667
. 27 4.373333
. 28 4.266667
. 29 4.566667
. 30 4.073333
. 31 4.220000
. 32 4.006667
. 33 4.320000
. 34 6.386667
. 35 6.060000
. 36 5.346667
. 37 5.606667
. 38 5.246667
. 39 4.813333
. 40 4.186667
. 41 4.226667
. 42 3.933333
. 43 3.960000
. 44 3.833333
. 45 4.140000
. 46 3.833333
. 47 4.033333
. 48 3.573333

```

Et pour avoir une idée globale sur les données, voici la description de ce DataFrame par variable :

```

.   Période          PBTC ($)          PIB/ha ($)          TINM (%)
. Length:48      Min.   :   4.9      Min.   : 8374      Min.   :0.4392
. Class :character 1st Qu.: 408.8      1st Qu.: 8950      1st Qu.:0.6034
. Mode  :character Median : 4231.4      Median : 9255      Median :0.7220
.              Mean  :11493.3      Mean   : 9801      Mean   :1.0022
.              3rd Qu.:17258.8      3rd Qu.: 9861      3rd Qu.:1.1701
.              Max.   :58763.7      Max.    :13660      Max.    :2.7789
.   NMIV (%)      NMMM (%)          IPCM          NMEP (%)
. Min.   :7.837      Min.   : 84.26      Min.   : 92.35      Min.   : 7.942
. 1st Qu.:8.603      1st Qu.: 89.29      1st Qu.: 98.81      1st Qu.: 9.447
. Median :8.884      Median : 92.32      Median :108.59      Median :11.033
. Mean   :8.884      Mean   : 94.86      Mean   :122.00      Mean   :11.842
. 3rd Qu.:9.214      3rd Qu.:102.61      3rd Qu.:125.86      3rd Qu.:13.837
. Max.    :9.700      Max.    :107.34      Max.    :236.52      Max.    :28.087
.   TCHM (%)
. Min.   :3.573
. 1st Qu.:4.257
. Median :5.287
. Mean   :5.132

```

```
. 3rd Qu.:5.880
. Max.    :6.727
```

Selection des variables pertinentes

Nous utilisons la méthode **Élimination Progressive** (Backward Elimination) pour le choix des variables pertinentes pour le modèle. Cette méthode consiste à éliminer, sur le modèle complet variables (dans notre cas 7), de proche en proche la variable la moins significative individuellement, en ré-estimant le modèle après chaque élimination d'une variable. Pour cela, nous avons utilisé le package **Stats** de R et procédé ainsi :

```
library(stats)

# On enlève la colonne Période du DataFrame pour avoir uniquement les variables du modèle
dataFrameUsed = dataFrame[,-1]

# Nous créons un modèle linéaire complet avec toutes les variables potentielles
modeles <- lm(log(PBTC) ~ ., data = dataFrameUsed)

# Nous effectuons la sélection de variables par élimination progressive
modele_retenu <- step(modeles, direction = "backward")

summary(modele_retenu)
```

```
. Start: AIC=-12.56
. log(PBTC) ~ PIB_par_hab + TINM + NMIV + NMMM + IPCM + NMEP +
.   TCHM
.
.
.      Df Sum of Sq   RSS   AIC
. - PIB_par_hab  1    0.0248 26.502 -14.5116
. - IPCM        1    0.0984 26.575 -14.3784
. <none>                26.477 -12.5564
. - NMEP        1    1.5915 28.068 -11.7547
. - NMIV        1    4.0474 30.524  -7.7285
. - TINM        1    6.5447 33.022  -3.9537
. - TCHM        1    6.5759 33.053  -3.9084
. - NMMM        1   10.8136 37.291   1.8819
.
. Step: AIC=-14.51
. log(PBTC) ~ TINM + NMIV + NMMM + IPCM + NMEP + TCHM
.
.      Df Sum of Sq   RSS   AIC
. - IPCM  1    0.0844 26.586 -16.3589
. <none>                26.502 -14.5116
. - NMEP  1    1.5781 28.080 -13.7352
. - NMIV  1    4.1659 30.668  -9.5036
. - TCHM  1    6.7008 33.203  -5.6915
. - TINM  1    7.9072 34.409  -3.9784
. - NMMM  1   10.9689 37.471   0.1131
.
. Step: AIC=-16.36
. log(PBTC) ~ TINM + NMIV + NMMM + NMEP + TCHM
.
```

```

.           Df Sum of Sq    RSS      AIC
. <none>             26.586 -16.3589
. - NMEP  1       1.4937 28.080 -15.7352
. - NMIV  1       4.1520 30.738 -11.3934
. - TINM  1     10.4069 36.993  -2.5026
. - TCHM  1     10.9975 37.584  -1.7423
. - NMMM  1     27.1283 53.714   15.3991
.
. Call:
. lm(formula = log(PBTC) ~ TINM + NMIV + NMMM + NMEP + TCHM, data = dataFrameUsed)
.
. Residuals:
.      Min       1Q   Median       3Q      Max
. -1.53332 -0.65752  0.03697  0.45784  1.60101
.
. Coefficients:
.              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
. (Intercept) -13.94387    4.58364  -3.042 0.004039 **
. TINM         -0.84291    0.20788  -4.055 0.000213 ***
. NMIV          1.08473    0.42354   2.561 0.014116 *
. NMMM          0.17104    0.02613   6.546 6.5e-08 ***
. NMEP          0.08542    0.05561   1.536 0.132008
. TCHM         -0.86498    0.20752  -4.168 0.000150 ***
. ---
. Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
.
. Residual standard error: 0.7956 on 42 degrees of freedom
. Multiple R-squared:  0.9117, Adjusted R-squared:  0.9011
. F-statistic: 86.69 on 5 and 42 DF, p-value: < 2.2e-16

```

Interprétation du résultat

Ce résultat s'interprète comme suit : Le processus commence avec le modèle comprenant toutes les variables explicatives. Le AIC initial est de -12.61.

Première Élimination : La variable PIB moyen par habitant est enlevée, car son retrait réduit l'AIC à -14.54, ce qui est une amélioration par rapport au modèle initial.

Deuxième Élimination : Après l'élimination de PIB_par_ha, IPCM est retirée, abaissant davantage l'AIC à -16.40. Cela indique que le modèle sans ces deux variables est préférable selon le critère AIC.

Finalement : Le modèle retenu comprend les variables TINM, NMIV, NMMM, NMEP et TCHM. Ce sont donc les variables les plus pertinentes avec lesquelles nous allons estimer le modèle.

Le Modèle Retenu

Avec cette méthode pour trouver les variables pertinentes, nous obtenons également les estimations des paramètres du modèle, leurs descriptions ainsi que les testes de significativité individuelle (test de Student) et significativité globale (test de Fisher). Nous pouvons, donc, écrire l'équation du modèle estimé.

$$\log(PBTC_t) = \beta_0 + \beta_1 \times TINM_t + \beta_2 \times NMIV_t + \beta_3 \times NMMM_t + \beta_5 \times NMEP_t + \beta_7 \times TCHM_t + \mu_t$$

$$\log(PBTC_t) = -13.81332 - 0.84582 \times TINM_t + 1.07806 \times NMIV_t + 0.17034 \times NMMM_t + 0.08507 \times NMEP_t - 0.8655 \times TCHM_t$$

Validation théorique

En terme théorique, nous avons pu remarquer que la variable dépendante (*PBTC*) est expliquée par les variables taux d'intérêt moyen (TINM) qui a un coefficient négatif, niveau de l'investissement avec un coefficient positif (NMIV), le niveau moyen de la masse monétaire (NMMM) avec un coefficient positif, le niveau moyen de l'épargne (NMEP) ayant un coefficient positif et le taux de chômage moyen avec un coefficient négatif (TCHM), ceux qui sont en accord avec la théorie, bien que nous n'avons pas eu la présence des variables PIBM_par_ha et l'IPCM. Nous avons, donc, conclu que l'estimation théorique (l'hypothèse) est acceptable en terme de sens de relation avec la variable PBCT.

Explications statistiques

En terme statistique, nous pouvons dire que pour si chaque variable exogène se fixe à l'unité, le prix du Bitcoin serait nul (**0.000000686 \$**) et pour chaque unité augmentée du TINM, le logarithme du PBTC diminue de 0.84582 dollars de façon significative à une p-value de 0.000204, ce qui est statistiquement significatif au niveau de 5%. Pour chaque pourcentage augmenté du niveau moyen de l'investissement, de la masse monétaire et du niveau moyen de l'épargne le logarithme du PBTC augmente respectivement de 1.07806, 0.17034 et 0.08507 dollars de façon très significative avec des p-value respectivement de 0.014715, 0.0000000638 et 0.133578 qui sont toutes inférieure à 5%, le seuil typique et en fin le taux de chômage moyen réduit le logarithme du PBTC de 0.8655 de façon très significative avec une p-value de 0.000147. Ces variables expliquent, donc, le Prix du Bitcoin à 90.12% si nous tenons compte du nombre de degré de liberté de façon très significative, car toutes les variables exogènes sont statistiquement significatives puisque leurs p-value inférieure au seuil de significativité de 5%, donc, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle que le coefficient est égal à zéro, ce qui suggère que les variables sont individuellement significatives dans le modèle. D'autant plus, F-statistic est de 86.77 et la p-value associée est moins de 2.2×10^{-16} indique que nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle tous les estimateurs sont égaux à zéro (0). Donc, le modèle est, de manière statistique, globalement significatif.

En résumé, ce modèle suggère que les variables retenues ont un rôle très important dans la prédiction du Prix du Bitcoin. Toutefois, chaque variable doit être interprétée dans le contexte du modèle et avec un niveau de prudence de 5%, en tenant compte de leur signification statistique et de leur pertinence théorique.

La Matrice variance-Covariance

C'est la matrice qui relate la covariance entre les paramètres du modèle et une valeur qui se trouve sur la diagonale, c'est-à-dire à l'intersection d'un même paramètre, est donc, la variance de ce paramètre. Pour trouver cette matrice, nous appliquons la fonctions **vcov** de R au modèle, comme suit :

```
# Calcul de la matrice de variance-covariance
matrice_var_cov <- vcov(modele_retenue)

matrice_var_cov
```

```
.               (Intercept)          TINM          NMIV          NMMM          NMEP
. (Intercept)  21.00975575 -0.3293279042 -1.525004475 -0.0327940584 -0.0501012006
. TINM        -0.32932790  0.0432158865  0.036242103  -0.0008096076  0.0039827867
. NMIV        -1.52500447  0.0362421029  0.179388124  -0.0039942019  0.0138163579
. NMMM        -0.03279406 -0.0008096076 -0.003994202  0.0006826305 -0.0009956399
. NMEP        -0.05010120  0.0039827867  0.013816358  -0.0009956399  0.0030923071
. TCHM        -0.66534856 -0.0012333567  0.021483772  0.0031431495 -0.0036660942
.               TCHM
. (Intercept) -0.665348564
```

```
. TINM      -0.001233357
. NMIV      0.021483772
. NMMM      0.003143150
. NMEP      -0.003666094
. TCHM      0.043064948
```

Test de normalité de Bera-Jarque

Faisons le test de Bera-Jarque pour tester la normalité de l'erreur, nous utilisons le package **tseries** de R ainsi :

```
library(tseries)

jarque_bera_test <- jarque.bera.test(residuals(modele_retenu))

jarque_bera_test
```

```
.
.   Jarque Bera Test
.
. data:  residuals(modele_retenu)
. X-squared = 0.89649, df = 2, p-value = 0.6387
```

Le résultat du test de Jarque-Bera fourni pour les résidus du modèle indique que l'on ne doit pas rejeter 0, l'hypothèse nulle selon laquelle les résidus suivent une distribution normale, car $P\text{-value} = 0.6304 > 0.05$. Donc, l'erreur du modèle suit une normale $N(0, \sigma^2)$.

Test de Ramsey (RESET Test)

Faisons donc le Test de Ramsey pour tester la spécification du modèle avec le package *lmtest* de R.

```
library(lmtest)

# Application du RESET test
reset_test <- resettest(modele_retenu)

reset_test
```

```
.
.   RESET test
.
. data:  modele_retenu
. RESET = 2.0523, df1 = 2, df2 = 40, p-value = 0.1418
```

La p-value du RESET test est de 0.136 supérieure au seuil commun de 0.05. Cela suggère qu'il y a de preuves statistiques pour accepter l'hypothèse nulle du RESET test, selon laquelle l'erreur du modèle est correctement spécifié. Donc, il y a une bonne spécification pour l'erreur du modèle retenu.

Test de Goldfeld-Quandt

Faisons le test de Goldfeld-Quandt pour tester l'homoscédasticité de l'erreur du modèle, pour cela utilisons le package *lmtest* de R.

```
library(lmtest)

# Test de Goldfeld-Quandt
gq_test <- gqtest(modele_retenu)

gq_test
```

```
.
.   Goldfeld-Quandt test
.
. data:  modele_retenu
. GQ = 0.36654, df1 = 18, df2 = 18, p-value = 0.9802
. alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

Le résultat du test de Goldfeld-Quandt pour le modèle indique une forte preuve pour l'hypothèse nulle, car P-value = 0.981. Cette valeur est extrêmement grande (bien supérieure au seuil standard de 0.05), c'est donc l'existence fortement d'une homoscédasticité dans les erreurs du modèle. Autrement dit, la variance des erreurs est constante à travers les observations.

La présence de l'homoscédasticité dans le modèle est un très grand point, car c'en est une des hypothèses clés de la régression linéaire ordinaire, ce qui ne pas affecter la fiabilité des analyses statistiques et des intervalles de confiance.

En conséquence, il existe des preuves statistiquement significatives suggérant que les résidus du modèle sont correctement spécifiées, car elle suit une normale, elle est a bonne spécifications et sa variance est sphérique (homoscédastique).

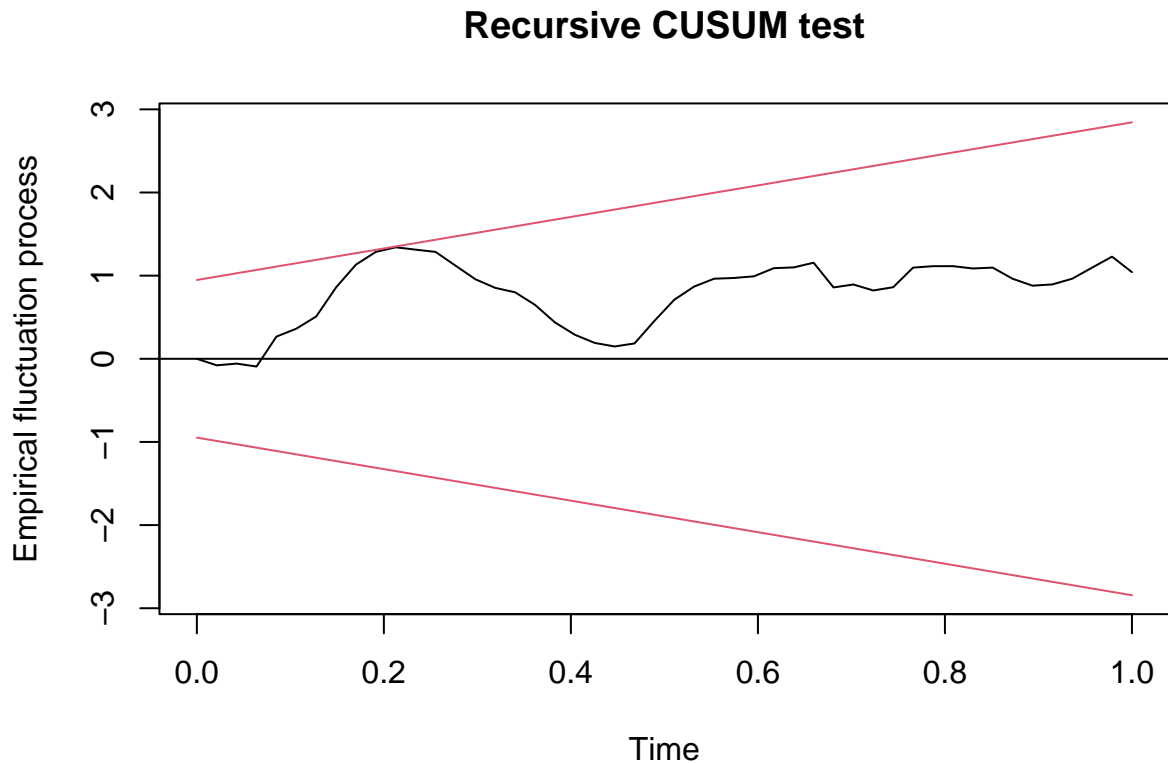
Test de CUSUM

Faisons le CUSUM test pour vérifier si l'erreur du modèle est stable à travers la période de notre travail. Nous utilisons le package **strucchange** et sa fonction *efp* ainsi :

```
library(strucchange)

# Application du CUSUM test sur les résidus du modèle
cusum_test <- efp(formula = resid(modele_retenu) ~ 1, type = "Rec-CUSUM")

plot(cusum_test)
```

La ligne CUSUM reste quasiment en dessus de zéro et dévie à la limite de la ligne de contrôle supérieure, ce qui pourrait indiquer un petit changement dans la relation entre le prix du Bitcoin et les variables exogènes ou un changement dans la variance des erreurs. Le fait que la ligne CUSUM ne traverse pas les lignes de contrôle suggère que les déviations ne sont pas assez pertinentes pour être considérées comme statistiquement significatives à ce niveau de confiance. Le fait que la ligne CUSUM reste principalement à l'intérieur des limites de confiance, cela suggère qu'il n'y a pas de preuve de changement dans la structure du modèle au fil du temps, indiquant que le modèle est stable.

Toutefois, les limites pourraient mériter une investigation plus approfondie pour confirmer qu'il n'y a pas de changements mineur qui pourraient affecter la stabilité du modèle à long terme.

Test de Facteur d'Inflation de la Variance

Faisons un test de Facteur d'Inflation de la Variance (VIF test), pour tester la multi-colinéarité des variables exogène, pour cela nous utilisons le package *car* de R et procédons comme suit :

```
library(car)

vif_test <- vif(modele_retenu)

vif_test
```

	TINM	NMIV	NMMM	NMEP	TCHM
	1.286369	2.759146	3.011478	2.709788	2.563518

Les résultats du test VIF indiquent le degré de multicollinéarité entre les variables dans le modèle de régression. Toutes les variables ont un VIF qui est nettement inférieur à 10, seuil selon lequel la multi colinéarité d'une

variable est prépondérante, cela suggère que la multi colinéarité n'est pas un problème pour l'ensemble des variables exogènes du modèle.

Donc, globalement, nous pouvons dire que le rôle de ces variable dans le modèle est pertinent. Il n'y a pas de redondance pertinente avec d'autres variables ou une possibilité de la transformer ou de la combiner avec d'autres variables.

Test de Durbin-Watson

Faisons le test de Durbin-Watson pour vérifier l'autocorrélation de l'erreur avec le package *lmtest* de R.

```
library(lmtest)

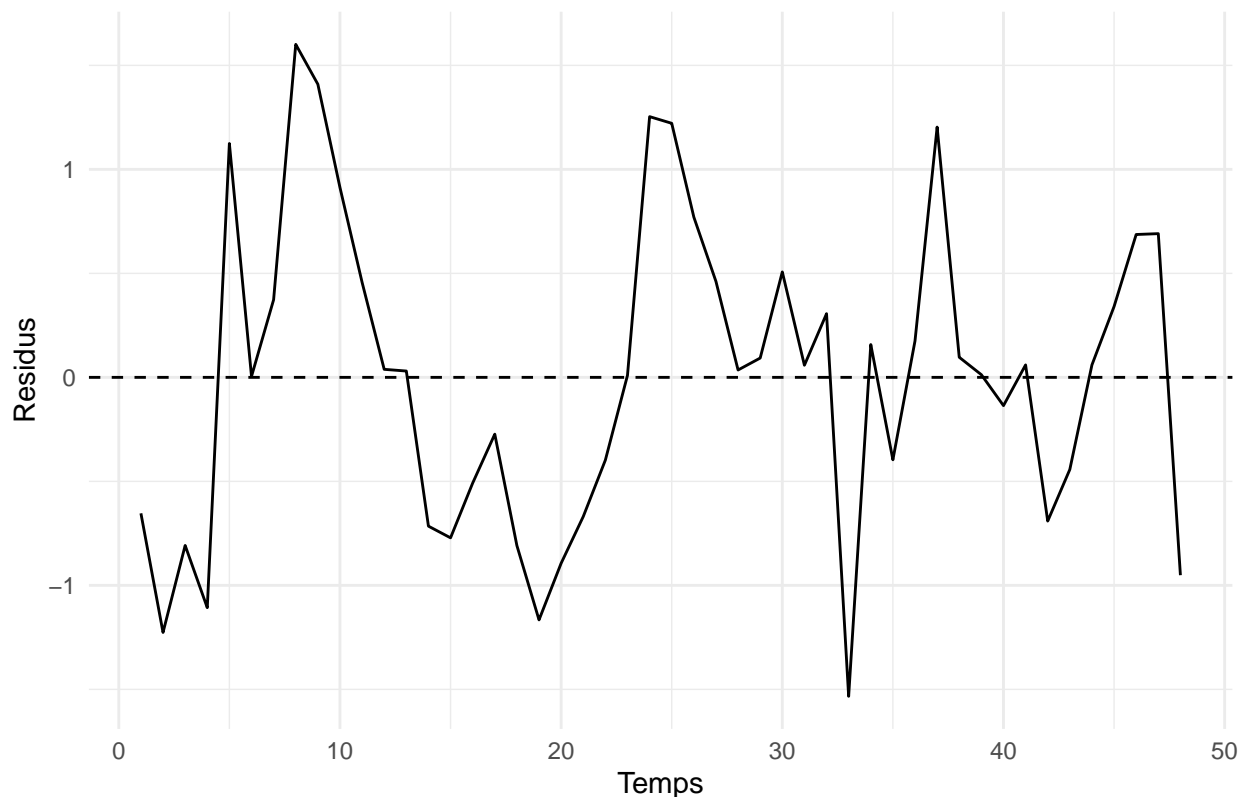
# Test de Durbin-Watson
dw_test <- dwtest(modele_retenu)

dw_test

.
.   Durbin-Watson test
.
. data:  modele_retenu
. DW = 0.9803, p-value = 5.952e-06
. alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

$0 < DW = 0.97848 < dl = 1.071$. H_0 est rejetée, l'hypothèse selon laquelle les résidus sont non autocorrélés, donc l'erreur est autocorrélée.

Graphique des résidus du modèle



Le graphique montre que l'erreur du modèle souffre d'une autocorrélation négative. L'autocorrélation des résidus est un problème, car cela viole l'une des hypothèses clés des modèles de régression linéaire, car la variable d'erreur est indépendante. Pour cela, nous allons tenter de la corriger avec la méthode **Cochrane-Orcutt**.

Correction du problème d'autocorrélation

Nous utilisons donc le package `orcutt` de R comme suit :

```
library(orcutt)

modele_corrigé = cochrane.orcutt(modele_retenu, convergence = 200, max.iter = 1000)
modele_corrigé
```

```
. Cochrane-orcutt estimation for first order autocorrelation
.
. Call:
. lm(formula = log(PBTC) ~ TINM + NMIV + NMMM + NMEP + TCHM, data = dataFrameUsed)
.
. number of interaction: 69
. rho 0.920252
.
. Durbin-Watson statistic
. (original): 0.98030 , p-value: 5.952e-06
. (transformed): 2.19452 , p-value: 7.795e-01
.
. coefficients:
. (Intercept)      TINM      NMIV      NMMM      NMEP      TCHM
. 8.498783 -0.193397 0.030156 0.017620 0.023435 -0.171782
```

Nous avons tenté de corriger le problème d'autocorrélation de l'erreur du modèle par la méthode de Cochrane-Orcutt, mais nous n'avons pas pu obtenir de nouveau coefficient pour un nouveau modèle, malgré le bon nombre d'itération que l'on lui fournit.

Conclusion

Le modèle est théoriquement validé, puisque les signes des coefficients des variables exogènes trouvés évoluent dans le sens expliqué par l'hypothèse et le modèle est également statistiquement bien spécifié, car l'erreur est normalement distribuée, et homoscedastique, le modèle est stable pour la période d'étude, pour la multicollinéarité des variables explicatives le modèle est statistiquement acceptable.

Toutefois, pour l'auto corrélation nous n'avons pas pu la corriger, mais le modèle respecte la majorité des hypothèses des modèles de régression linéaires et est donc, statistiquement bien spécifié avec des risques quadratiques aux alentours de 5 %. Et que logarithme du prix du Bitcoin est expliqué par les variables taux d'intérêt moyen, le niveau de la masse monétaire moyen, le niveau moyen de l'investissement, le niveau moyen de l'épargne et le taux de chômage moyen à plus de 90%, selon les données que nous avons pu recueillir.

Prévision

Pour réaliser des prévisions il faut que :

- L'horizon de prévision ne soit pas trop long.
- Le modèle soit bien spécifié et les paramètres soient stables.
- Les valeurs des variables exogènes soient connues pour la période de prévision.

Réécriture du modèle linéaire général :

$$\log(PBTC_t) = -13.81332 - 0.84582 \times TINM_t + 1.07806 \times NMIV_t + 0.17034 \times NMMM_t + 0.08507 \times NMEP_t - 0.8655 \times TCHM_t$$

Les hypothèses étant respectées, nous procédons ainsi :

Réalisons une prévision pour les trimestres :

$t_1 = 2024\text{-Q1}$ avec $TINM_{t1} = 12\ 000$, $NMIV_{T1} = 2$, $NMMM_{T1} = 108.5$, $NMEP_{t1} = 130$, $TCHM_{t1} = 5$
 $t_2 = 2024\text{-Q2}$ avec $TINM_{t2} = 10\ 000$, $NMIV_{T2} = 0.8$, $NMMM_{T2} = 105$, $NMEP_{t2} = 120$, $TCHM_{t2} = 3$

Prévision ponctuelle

```
# Création d'un nouveau dataframe pour la prédiction avec les valeurs données
newdata = data.frame(TINM = c(3, 1.5),
                      NMIV = c(2, 0.8),
                      NMMM = c(108.5, 105),
                      NMEP = c(130, 120),
                      TCHM = c(5, 3))

# La prédiction par intervalle à 95% pour les deux premiers trimestres de 2024
pbtc_prevu <- predict(modele_retenue, newdata)

message1 <- sprintf("La prévision ponctuelle du prix du Bitcoin pour le premier trimestre
de l'année 2024 est :%f", exp(pbtc_prevu[1]))
message2 <- sprintf("La prévision ponctuelle du prix du Bitcoin pour le deuxième trimestre
de l'année 2024 est :%f", exp(pbtc_prevu[2]))

cat(message1, "\n")
```

```
. La prévision ponctuelle du prix du Bitcoin pour le premier trimestre
. de l'année 2024 est :61990.469959
```

```
cat(message2, "\n")
```

```
. La prévision ponctuelle du prix du Bitcoin pour le deuxième trimestre
. de l'année 2024 est :78788.032988
```

Prévision par intervalle

```
. La prévision par intervalle du prix du Bitcoin pour le premier trimestre
. de l'année 2024 est
. entre 44222.601438 et 86897.157580
```

```
. La prévision par intervalle du prix du Bitcoin pour le deuxième trimestre
. de l'année 2024 est
. entre 57274.596024 et 108382.329569
```

Difficultés rencontrées

La réalisation du projet ne fut pas facile, car, nous avons eu quelques difficultés par la collecte des données au cours de cette réalisation. Sachant que le Bitcoin est un actif à forte fluctuation, il serait important et plus efficace de faire des analyses pour des périodes de moins d'un an. En effet, nous avons choisi des tranches de 3 mois (trimestres), cependant nous n'avons pas pu trouver les données aux mêmes sources, ce qui a entraîné quelques embarras assez pertinents. Le traitement des données fut compliqué et en plus, nous avons déployé beaucoup pour en aboutir là.

Limites du travail

Nous avons bien tenté de réaliser le travail, nous avons collecté un bon nombre de données réelles et obtenu certaines variables exogènes statistiquement significatives et un modèle globalement significatif, nous avons pu atteindre l'objectif premier du travail qui est de trouver la corrélation entre le prix du Bitcoin et les variables macro-économiques de certains grands et pays peuplés. Pour la collecte des données, c'étaient des données trimestrielles sur plus de 100 pays avec lesquelles nous avons effectué la moyenne par période, cette méthode pourrait être réexaminée pour une meilleure prédiction du prix du Bitcoin.

Toutefois, ce travail reste une étude statistique, il contient des risques quadratiques.

Sources et références bibliographiques

- Support de cours d'économétrie 1 au CTPEA (Professeur Jean Baptiste ANTENORD)
- Support de cours de macroéconomie 1 au CTPEA (Professeur Hosval TRISTAN)
- Support de cours de macroéconomie 2 au CTPEA (Professeur Jimmy DORSAINVIL)
- [Eurostats][<https://ec.europa.eu/eurostat/web/main/data/database>]
- [Banque Mondiale][<https://donnees.banquemondiale.org/>]
- [OCDE][<https://data.oecd.org/fr/>]
- [FMI][<https://www.imf.org/external/datamapper/PCPIPCH@WEO/OEMDC/ADVEC/WEOWORLD>]
- [Investing][<https://fr.investing.com/crypto/bitcoin/historical-data>)]
- Document officiel du logiciel de langage R
- Document officiel du logiciel Latex