



CAHIER DE RECHERCHE DE LA CHAIRE FINTECH AMF – FINANCE MONTRÉAL

Évaluation du risque et de la rentabilité des marchés de jetons non fongibles

Par David-Olivier Gobeil
Haibo Jiang
Alexandre Roch
ESG, UQAM

Mai 2024

Projet réalisé dans le cadre du 4^{ème} appel de projets
de la Chaire « Les NFTs «tokens» et la ludification
des décisions d'investissements »



Évaluation du risque et de la rentabilité des marchés de jetons non fongibles

David-Olivier Gobeil, Haibo Jiang, Alexandre Roch

Département de finance, École des sciences de la gestion,
Université du Québec à Montréal

27 mai 2024

Résumé

Cette recherche offre une vue d'ensemble complète des marchés de NFT et teste l'hypothèse selon laquelle le risque de marché des NFT est compensé par leur rentabilité, évaluant ainsi leur nature financière et leur potentiel en tant qu'investissement. En utilisant une base de données exhaustive des transactions de NFT sur plusieurs blockchains, l'analyse couvre une période de six ans et demi, de janvier 2018 à mai 2024. Les résultats indiquent que la prime de risque associée aux collections de NFT est généralement négative par rapport aux deux indices de marché construits, ce qui suggère que l'investissement dans une collection de NFT sur l'ensemble de la période n'offrirait pas une prime de risque positive. Cependant, pendant les périodes de marché haussier, la prime de risque devient positive, notamment pour les collections de jetons moins fréquemment échangées. Individuellement, les jetons peuvent offrir une prime de risque positive lorsque leur bêta est positif, même dans les marchés baissiers.

1 Introduction

Les jetons non fongibles (NFT), tels que les cryptomonnaies, sont des actifs numériques dont l'authenticité est garantie par la technologie blockchain.

Cependant, contrairement aux cryptomonnaies, les NFT sont non fongibles, ce qui signifie qu'ils ne sont pas interchangeables. Alors qu'un investisseur peut échanger ses Bitcoins contre une valeur équivalente en Bitcoins sans perte de valeur, il n'en est pas de même pour les NFT. Même si deux NFT peuvent sembler similaires, chaque NFT possède des caractéristiques uniques qui le distinguent. Par conséquent, les NFT ne peuvent pas être utilisés directement comme des monnaies numériques, mais sont plutôt associés à des actifs numériques tels que des oeuvres d'art, des biens immobiliers virtuels ou des objets de jeux vidéo ([8]). Les NFT servent alors de preuve de propriété pour ces actifs numériques. Leur protocole d'implémentation flexible les rend extrêmement polyvalents, ouvrant la voie à une gamme d'utilisations bien plus large que celles mentionnées ci-dessus.

Le concept des NFT est né des contrats intelligents sur la blockchain Ethereum ([14]), qui fournissent un cadre immuable pour l'émission de jetons numériques. Plusieurs protocoles ont été développés sur Ethereum pour standardiser la création de contrats intelligents répondant à des besoins communs. Le protocole le plus répandu, l'ERC-20, est utilisé pour l'émission de jetons fongibles ([12]), tandis qu'une version modifiée de ce protocole a donné naissance aux premiers NFT célèbres, tels que les Cryptopunks. L'ERC-721 est ensuite apparu comme le protocole prédominant pour l'émission de NFT ([5]), suivi par l'ERC-1155, également connu sous le nom de protocole multi-jeton, qui permet l'émission de jetons fongibles et non fongibles à partir d'un seul contrat intelligent unique ([9]).

En novembre 2017, le jeu NFT CryptoKitties a entraîné un engorgement significatif de la blockchain Ethereum, suscitant un intérêt généralisé pour les NFT. Malgré cela, les données de Google Trends montrent que les NFT étaient encore largement méconnus en 2017. Cependant, à partir de janvier 2021, la popularité des NFT a explosé et cette tendance s'est maintenue tout au long de l'année (voir Figure 1).

Étant échangeables comme n'importe quel autre jeton numérique, les NFT peuvent être sujets à la spéculation financière. Plusieurs facteurs ont été proposés pour modéliser les prix de NFT, notamment la variation de la valeur des principales cryptomonnaies, l'attention du marché, les rendements passés et les caractéristiques visuelles des actifs sous-jacents ([1, 2, 3, 4, 7, 8, 10, 13, 15]).

Ce travail vise à fournir une vue d'ensemble des marchés des NFT et à tester l'hypothèse selon laquelle le risque de marché des NFT est compensé par leur rentabilité, évaluant ainsi leur nature financière et leur qualité en

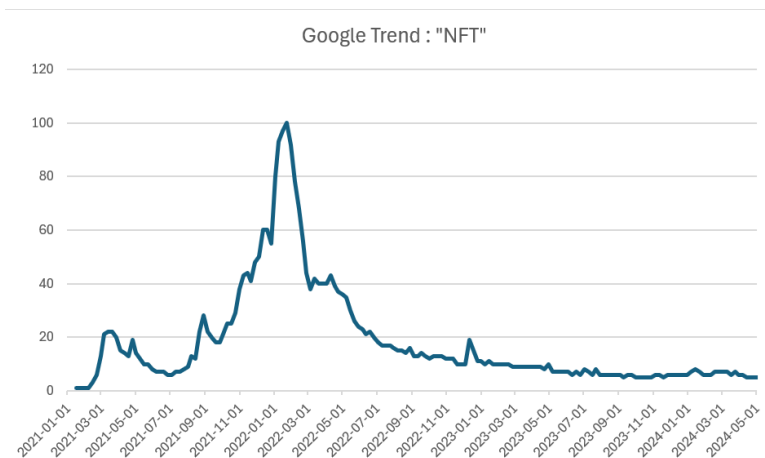


Figure 1: Évolution de la tendance de recherche sur Google du mot clé “NFT”

tant qu’investissement potentiel. Nous commencerons par utiliser le modèle d’évaluation des actifs financiers, puis nous ajouterons des facteurs supplémentaires pour améliorer notre modèle. Notre analyse portera sur une période de 6 ans et demi, du 1er janvier 2018 au 21 mai 2024, en utilisant une base de données exhaustive de transactions de NFT sur plusieurs blockchains.

Le reste de l’article est organisé comme suit. À la prochaine section, nous présentons une revue de la littérature sur les déterminants des prix des NFT. À la section 3, nous présentons les données utilisées et ses principales caractéristiques et statistiques descriptives. À la section, 4, nous présentons les méthodes d’analyse ainsi que la construction des deux indices de référence. L’analyse des résultats se fait à la section 5, et la section 6 conclut l’article.

2 Déterminants des prix dans la littérature

Dowling [3] est le premier à s’intéresser aux déterminants des prix des NFT. Il étudie d’abord le marché de Decentraland, un marché d’immobilier virtuel, et constate un manque d’efficacité de ce marché qu’il attribue à sa courte existence. Dowling [4] élargit ensuite son étude aux marchés des Cryptopunks et d’AxieInfinity pour analyser la relation entre ces trois marchés de NFT et les deux principales cryptomonnaies, le BTC et l’ETH. Il utilise deux méthodologies distinctes à cette fin. Tout d’abord, il étudie les comouvements à l’aide de l’analyse de cohérence des ondelettes. Ensuite, il explore les liens

de connexité de débordement sous la forme d'un modèle TVP-VAR (time-varying parameter vector autoregression). Il conclut que les NFT offrent un bon potentiel de diversification pour un portefeuille de cryptomonnaies étant donné qu'il n'y a pas d'évidence de transmission de volatilité entre les deux principales cryptomonnaies et les marchés des NFT.

Aharon et Demir [1] reprennent la méthodologie TVP-VAR pour étendre l'analyse de connexité de débordement aux marchés traditionnels : le marché des obligations, des actions, des devises, de l'or et du pétrole. De plus, ils utilisent des données sur le marché des NFT en entier. Bien que leur analyse porte sur une période différente leurs conclusions sont similaires à Dowling [4] au sujet de l'indépendance statistiques des rendements des NFT à ceux des actifs financiers. Ils notent néanmoins une faible dynamique de connexité négative avec l'Ethereum. Umar et al. [10] étudient subséquemment la même période à l'aide de l'analyse de cohérence des ondelettes. Leurs observations raffinent les conclusions de Aharon et Demir [1] en identifiant que les comouvements avec l'Ethereum ne tiennent que sur un horizon de deux semaines et moins. Cependant, Vidal-Tomás [11] reprend l'analyse de cohérence des ondelettes pour étudier les comouvement entre le marché des NFT et les marchés des cryptomonnaies. Contrairement à Dowling [4] et Umar et al. [10], Vidal-Tomás n'observe pas de présence comouvement. Il note un découplement du mouvement du marché de NFT et des marchés de cryptomonnaies, autant pour l'Ethereum que pour le Bitcoin.

En utilisant un modèle vectoriel de correction d'erreurs (VECM) sur la période de 2018 à 2021, Ante [2] observe qu'un choc sur le prix du Bitcoin peut avoir une influence positive sur la quantité de transactions de NFT. En utilisant la même technique, il remarque également qu'un choc sur le prix de l'Ethereum a une influence négative sur les portefeuilles de NFT préalablement existants. Ante [2] test alors la présence de causalité de Granger. Bien qu'il observe un lien entre le marché des NFT et celui de l'Ethereum, il n'observe pas de causalité entre ces deux marchés, ce qui est pourtant le cas entre le marché des NFT et celui du Bitcoin.

Plus récemment, en utilisant une méthode de connexité quantile, Karim et al. [6] n'observent pas de débordement de connexité de volatilité entre les NFT et les cryptomonnaies et autre marché de jetons numériques. En réutilisant un modèle TVP-VAR, Yousaf et Yarovaya [15] et Wang [13] confirment également la faible transmission de volatilité entre le marché des NFT et les marchés financiers traditionnels. Leurs observations couvrent autant les marchés de finance décentralisée, des actions, du dollar américain, des

obligations et des commodités.

Bien qu'il y ait quelques divergences sur l'existence ou non de connexion entre le marché des NFT et les autres marchés financiers, même les auteurs qui observent des connexions les qualifient de faibles. Il va donc de soi que l'entièreté de la littérature financière sur les NFT observe une faible corrélation entre les NFT et les autres classes d'actif. Il est donc évident que les NFT ont un important potentiel de diversification.

Plutôt que de s'intéresser aux mouvements entre les différents marchés financiers et le marché des NFT, certains auteurs tentent d'expliquer les mouvements de prix des NFT avec des dynamiques de bulle de prix. À ce sujet, la littérature est unanime, il y a clairement des comportements de bulle de prix dans le marché des NFT (Maouchi et al. [7]; Vidal-Tomás [11]; Wang et al. [14]). Finalement, certains auteurs s'intéressent également aux déterminants du prix des NFT selon des facteurs qui sortent de la sphère financière. Nadini et al. [8] analysent notamment l'impact de caractéristique visuel sur les NFT. Ils analysent également la composition du marché. Sur leur période d'étude, le marché des NFT est très concentré. En effet, de juin 2017 à avril 2021, 85% des transactions ont été effectués par 10% des usagers. Ce sont les mêmes usagers qui détiennent également 97% des actifs en circulation (Nadini et al. [8]). Ils notent également que seulement 20% des actifs sont transigés à deux occasions ou plus. Cette dernière remarque met en lumière le caractère non liquide du marché.

3 Données

Les données historiques NFT ont été obtenues à partir de l'API du site web `mnemonicq.com`. Les données incluent toutes les transactions monétaires de NFT entre le 13 novembre 2017 et le 21 mai 2024. Chaque donnée de transaction inclut, entre autres, la date et l'heure de la transaction, l'identificateur du jeton, l'adresse de la collection dont le jeton fait partie, les adresses du vendeur et de l'acheteur et le prix payé. Au total, la base de données contient 41 715 982 transactions. La figure 2 présente l'évolution de la valeur totale des NFT ainsi que le nombre de jetons en circulation. Le 21 mai 2024, 8 563 469 jetons en circulation avait été échangés au moins une fois, faisant partie de 66 461 collections (adresses) différentes. Près de 40% de ceux-ci, soit 3 407 916 jetons avait été échangés au moins deux fois. La capitalisation totale du marchés des NFT a atteint son apogée de 10 113 244 528 USD le 8 mai

2022. Cette date présente clairement un retournement de tendance dans le marché des NFT, qui est confirmé par une baisse marquée de tendances de recherche sur Google (Figure 1). Dans ce travail, nous allons ainsi analyser séparément ces deux périodes de marchés haussier et baissier. De plus, nous considérons une date de départ du 1er janvier 2018 pour cette étude, date à laquelle la valeur marchande totale des NFT est suffisamment significative à 225 231.48 USD. La table 1 présente les statistiques descriptives des prix de transactions, tandis que la table 2 présente la valeur des collections de NFT. La période baissière est caractérisée par une grand augmentation du nombre de collections et en même temps une diminution significative de la valeur moyenne et médiane des collections. De plus, la valeur moyenne des prix de transactions sur la période baissière est aussi largement inférieure au prix de transactions dans la période de marché haussier.

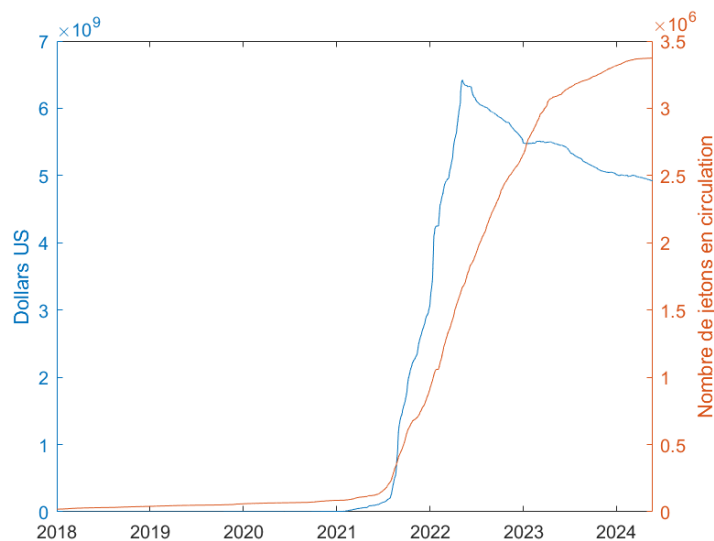


Figure 2: Évolution de la valeur marchande et du nombre de jetons en circulation

	Période complète	Marché haussier (\$)	Marché baissier (\$)
Moyenne	972.39	1659.98	598.51
Écart-type	39418.89	61500.80	8965.83
Minimum	0.00	0.00	0.00
25%	21.33	80.09	15.03
Médiane	104.42	306.47	51.79
75%	449.67	869.40	199.22
Maximum	48 622 324	48 622 324	2 922 311
Nombre	41 715 982	16 618 647	25 097 335

Table 1: Statistiques descriptives des prix de transactions des jetons pour la période complète (1er janvier 2018 au 21 mai 2024) les 2 sous-périodes étudiées (marché haussier : 1er janvier 2018 au 8 mai 2022, marché baissier : 9 mai 2022 au 21 mai 2024).

	Au 8 mai 2022 (\$)	Au 21 mai 2024 (\$)
Moyenne	948 068.84	285 749.72
Écart-type	1 4958 598.28	7 032 245.76
Minimum	0.00	0.00
25%	349.97	64.69
Médiane	2718.26	534.10
75%	40 271.24	7734.90
Maximum	881 149 725	672 755 231
Nombre	6772	66 461

Table 2: Statistiques descriptives de la valeur des collections

Les données de prix du Bitcoin et Ethereum proviennent de Yahoo finance (<https://finance.yahoo.com>). La table 3 présente les statistiques descriptives des rendements des cryptomonnaies.

	Rendement Bitcoin (%)	Rendement Ethereum (%)
Moyenne	0.0937	0.1043
Écart-type	3.7617	4.7359
Minimum	-46.4730	-55.0732
25%	-1.4185	-1.8846
Médiane	0.0914	0.0806
75%	1.6979	2.3758
Maximum	22.5119	23.4741

Table 3: Statistiques descriptives des rendements des cryptomonnaies.

Dans la section 5 nous présentons une analyse de la prime de risque en fonction de la fréquence de transactions des jetons. Les tableaux 4 et 5 présentent la moyenne des quatre premiers moments de la distribution des rendements, avec une moyenne calculée à travers l'ensemble des jetons, en fonction du nombre minimal de transactions observées pour chaque jeton sur la période étudiée. Entre parenthèses, on trouve un intervalle représentant 95% des valeurs calculées de chaque moment pour l'ensemble des jetons considérés. Le premier tableau couvre la période complète tandis que le deuxième présente les moments seulement pour la période de marché haussier. Sans surprises, on remarque que le rendement moyen des jetons est meilleur sur la première période que sur la période complète, sauf dans le cas des jetons avec plus de 50 transactions. De plus, l'asymétrie des rendements est positive et plus grande pour la première période. La volatilité des rendements était plus élevée dans la première période, et celle-ci augmente en fonction du nombre de transactions minimales considérées.

	2 transactions	10 trans.	50 trans.
Moy	-0.0004 (-0.005,0.006)	0.0005 (-0.005,0.009)	-0.0019 (-0.008,0.004)
É-T	0.0633 (0.006,0.167)	0.1107 (0.019,0.376)	0.3277 (0.065,0.997)
Asym	-3.6206 (-29.81,31.09)	0.4262 (-22.78,24.40)	-0.4976 (-7.37,4.69)
Kurt	507.70 (98.15,1024.21)	269.78 (32.78,786.66)	103.47 (11.34,419.99)
Nombre de jetons	340584	75711	3692

Table 4: Quatre premiers moments des rendements des cryptomonnaies en fonction du nombre de transactions minimums pour la période complète (1er janvier 2018 au 21 mai 2024). Les intervalles présentent 95% des valeurs calculées des moments pour l'ensemble des jetons considérés.

	2 transactions	10 trans.	50 trans.
Moy	0.0020 (-0.019,0.026)	0.0047 (-0.015,0.027)	-0.0018 (-0.027,0.016)
É-T	0.0864 (0.000,0.282)	0.1316 (0.000,0.556)	0.3801 (0.061,1.125)
Asym	2.7944 (-15.84,19.98)	5.3770 (-13.97,17.89)	0.3457 (-4.37,9.95)
Kurt	158.58 (24.95,609.09)	139.90 (11.52,419.56)	45.15 (5.07,203.92)
Nombre de jetons	149338	32388	2074

Table 5: Quatre premiers moments des rendements des cryptomonnaies en fonction du nombre de transactions minimums pour la période de marché haussier (1er janvier 2018 au 8 mai 2022). Les intervalles présentent 95% des valeurs calculées des moments pour l'ensemble des jetons considérés.

4 Méthodologie

Afin de déterminer la compensation au risque du marché des NFT, nous adoptons une méthodologie en trois étapes. Nous construisons d'abord un indice pour représenter la valeur marchande du marché des NFT. Nous estimons ensuite un modèle de type CAPM pour estimer le coefficient bêta de sensibilité des rendements par rapport aux rendements du proxy de marché pour chaque jeton. Nous analysons finalement la compensation du risque de rendement des jetons et des collections de jetons en effectuant une régression des rendements de ceux-ci en fonction des valeurs de bêtas obtenus dans

l'étape précédente.

4.1 Étape 1: Construction du proxy de marché

Deux proxys de marché sont considérés : équipondéré et pondéré par la valeur marchande.

On dénote par τ_{ij} la première date à laquelle il y a une transaction du jeton i de la collection j . On note ensuite $p_{ij,t}$ le dernier prix de transaction du jeton i de la collection j avant ou à la date t et $r_{ij,t}$ son rendement à la date t :

$$r_{ij,t} = \log(p_{ij,t}/p_{ij,t-1}) \text{ pour tout } t > \tau_{ij}.$$

Notons que le rendement du jeton i est zéro tant qu'il n'y a pas eu une deuxième transaction.

Le rendement de la collection j à la date t , dénoté $R_{j,t}$, est calculé en fonction des jetons en existence à la date t dans la collection j : l'ensemble des i tel que $\tau_{ij} \leq t$.

$$R_{j,t} = \frac{1}{N_t^j} \sum_{i,j:\tau_{ij} \leq t} r_{ij,t}. \quad (1)$$

dans lequel $N_t^j = \#\{i : \tau_{ij} \leq t\}$ est le nombre total de jetons en circulation à la date t dans la collection j (nombre de jetons qui ont été échangés au moins une fois). Le rendement de la collection j est une moyenne équipondérée des rendements individuels des jetons qui la composent.

Le rendement de l'indice de marché équipondéré à la date t , dénoté $R_{m,t}^e$, est calculé en fonction des jetons en existence à la date t : l'ensemble des i tel que $\tau_{ij} \leq t$, pour un j quelconque.

$$R_{m,t}^e = \frac{1}{N_t} \sum_{i,j:\tau_{ij} \leq t} r_{ij,t}. \quad (2)$$

dans lequel $N_t = \#\{(i,j) : \tau_{ij} \leq t\}$ est le nombre total de jetons en circulation à la date t , toutes collections confondues (nombre de jetons qui ont été échangés au moins une fois).

Dans le cas des rendement de l'indice de marché pondéré par la valeur marchande à la date t , dénoté $R_{m,t}^c$, on le calcule en pondérant chaque rendement de jeton par son prix à la date précédente, et on normalise par la

valeur totale des jetons en circulation à la date $t - 1$:

$$R_{m,t}^c = \frac{1}{C_{t-1}} \sum_{i,j:\tau_{ij} \leq t} p_{ij,t-1} r_{ij,t}, \quad (3)$$

dans lequel $C_{t-1} = \sum_{i,j:\tau_{ij} \leq t} p_{ij,t-1}$.

4.2 Étape 2: Calcul des β

Dans un modèle à facteurs, le bêta du jeton i de la collection j est donné par le coefficient β_{ij} par rapport aux rendements du marché $R_{m,t}$ ($R_{m,t}^e$ ou $R_{m,t}^c$) de la régression suivante:

$$r_{ij,t} = \alpha_{ij} + \beta_{ij} R_{m,t} + \sum_k \hat{\beta}_{ij}^k F_t^k + \epsilon_{ij,t}, \quad t \geq \tau_{ij}. \quad (4)$$

Dans cette équation, F_t^k représente les différents facteurs utilisés. Dans ce travail, nous considérons les rendements du Bitcoin et du Ethereum comme facteurs.

Le bêta de la collection j est donné par le coefficient β_j par rapport aux rendements du marché $R_{m,t}$ de la régression suivante:

$$R_{j,t} = \alpha_j + \beta_j R_{m,t} + \sum_k \hat{\beta}_j^k F_t^k + \epsilon_{j,t}, \quad t \geq \tau_{ij} \text{ pour un } i \text{ quelconque.} \quad (5)$$

4.3 Étape 3: Calcul du rapport risque-rendement

Afin de déterminer la compensation au risque du marché des NFT, nous utilisons deux méthodes. La première consiste à classifier les jetons en portefeuille en fonction de leur bêta. On construit ainsi cinq portefeuilles dont le rendement du portefeuille k , dénoté \bar{R}_t^k , est la moyenne pondérée des rendements des jetons dans le k -ième quintile. On teste alors la différence de rendement du portefeuille avec le bêta le plus élevé ($\bar{\mu}_5$) et le portefeuille avec le bêta le moins élevé ($\bar{\mu}_1$) pour évaluer la présence d'une compensation au risque sur le marché des NFT:

$$H_0 : \bar{\mu}_1 = \bar{\mu}_5 \quad H_1 : \bar{\mu}_1 \neq \bar{\mu}_5 \quad (6)$$

On fait le même test sur les rendements des collections en créant cinq portefeuilles dont le rendement du portefeuille k , dénoté \hat{R}_t^k , est la moyenne

pondérée des rendements des collections dans le k -ième quintile des bêtas. On teste alors la différence de rendement du portefeuille avec le bêta le plus élevé ($\hat{\mu}_5$) et le portefeuille avec le bêta le moins élevé ($\hat{\mu}_1$) pour évaluer la présence d'une compensation au risque sur le marché des NFT:

$$H_0 : \hat{\mu}_1 = \hat{\mu}_5 \quad H_1 : \hat{\mu}_1 \neq \hat{\mu}_5 \quad (7)$$

La deuxième méthodologie consiste à effectuer la régression linéaire suivante:

$$\bar{r}_{ij} = a_0 + b_0\beta_{ij} + v_{ij} \quad i, j \geq 1, \quad (8)$$

dans lequel \bar{r}_{ij} est le rendement moyen du jeton i de la collection j . Une valeur positive de b_0 implique une prime de risque positive. On effectue la même régression pour les collections:

$$\bar{R}_j = A_0 + B_0\beta_j + v_j \quad j \geq 1 \quad (9)$$

dans lequel \bar{R}_j est le rendement moyen de la collection j .

5 Résultats

Les valeurs des deux indices de marché sont présentés à la figure 3 sur toute la période à l'étude, et à la figure 4 à partir de janvier 2021. Sur les deux figures, on remarque que l'indice pondéré par la valeur a largement eu une performance négative sur la période étudiée. L'indice équipondéré présente un profil de marché haussier et baissier très similaire à l'évolution de la valeur marchande totale des NFT avec un sommet en mai 2022.

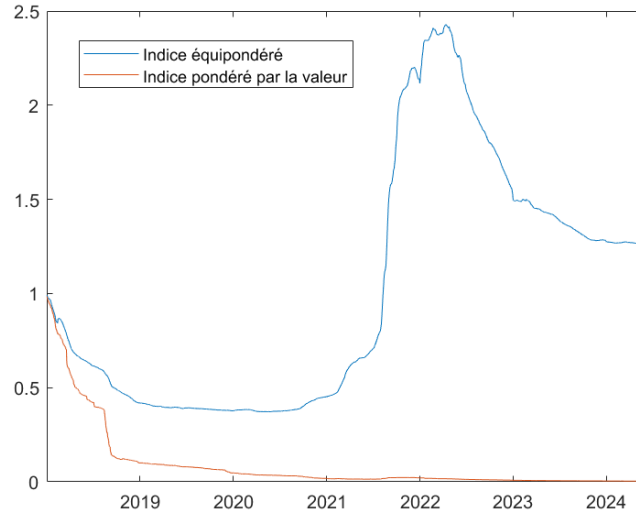


Figure 3: Évolution de la valeur des indices. Prix fixés à 1\$ au 1er janvier 2018.

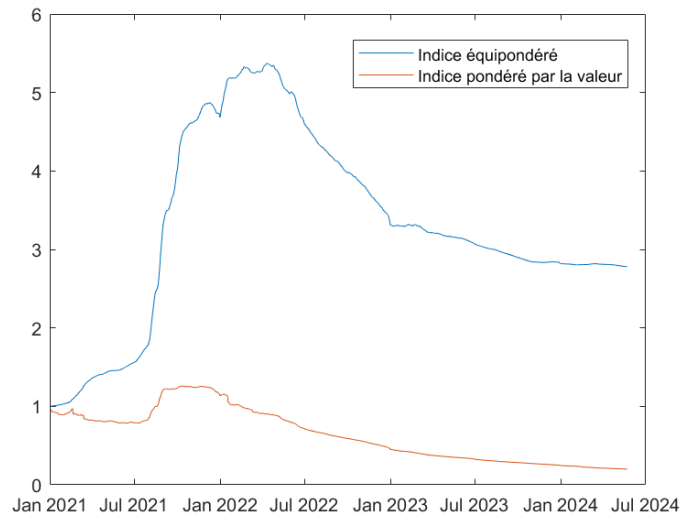


Figure 4: Évolution de la valeur des indices. Prix fixés à 1\$ au 1er janvier 2021.

Les coefficients de corrélation entre les rendements des Bitcoin, ETH et les deux indices construits sont donnés dans le tableau 6. On remarque que les indices sont peu corrélés entre eux et avec les cryptomonnaies.

	ETH	Indice équi.	Indice valeur
Bitcoin	0.8327	0.0556	0.0321
ETH		0.0609	0.0500
Indice équi.			0.3293

Table 6: Matrice de corrélation entre les rendements des Bitcoin, ETH et les deux indices construits.

5.1 Régression des bêtas

Les tables 7 et 8 présentent les résultats du modèle linéaire de l'équation (9) dans les cas des modèles avec et sans facteurs, pour les périodes suivantes : période complète (1er janvier 2018 au 21 mai 2024), marché haussier (1er janvier 2018 au 8 mai 2022), et marché baissier (8 mai 2022 au 21 mai 2024). On observe que, de manière générale, la prime de risque associée aux collections de NFT par rapport aux deux indices est négative. Cela indique qu'un investissement dans une collection de NFT sur l'ensemble de la période considérée n'aurait pas généré de prime de risque positive par rapport à ces indices. Cependant, la prime de risque devient positive durant la période de marché haussier pour les deux indices, particulièrement dans le cas des collections de jetons les moins fréquemment échangés (2 transactions ou plus). À l'opposé, la période de marché baissier présente généralement une prime de risque négative dans la majorité des situations étudiées (nombre de transactions et type d'indice).

Les tableaux 9 et 10 présentent les résultats pour les jetons étudiés individuellement. Dans ce cas, la prime de risque est légèrement négative sur l'ensemble de la période, et positive pendant la période haussière, pour les jetons échangés au moins deux fois.

De façon générale, on observe que les primes de risques sont plus élevées dans le cas de l'indice équi pondéré versus l'indice pondéré par la valeur. Ceci s'explique par le fait que la performance de ce dernier était largement négative et nettement inférieure à celle de l'indice équi pondéré.

L'ajout de facteurs dans le calcul des bêtas ne change pas qualitativement les résultats.

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0032***	0.0101***	-0.0031***
10	-0.0026***	-0.0081***	-0.0018***
50	-0.0009***	-0.0298**	0.0032***
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0027***	0.0064***	-0.0031***
10	-0.0012***	0.0095**	-0.0005***
50	-0.0021***	-0.0155*	0.0013***

Table 7: Prime de risque B_0 des collections pour le modèle avec indice équipondéré

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0034***	0.0015***	-0.0029***
10	0.0030***	-0.0059***	0.0014***
50	-0.0051***	-0.0728*	-0.0062***
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0029***	0.0055***	-0.0028***
10	0.0023***	0.0281**	0.0003***
50	-0.0081***	-0.0702*	-0.0043***

Table 8: Prime de risque B_0 des collections pour le modèle avec indice à pondération sur la valeur

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0024***	0.0097***	-0.0031***
10	0.0005***	0.0233***	0.0030***
50	-0.0057***	0.0146***	-0.0004***
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0019***	0.0114***	-0.0027***
10	0.0034***	0.0154***	0.0034***
50	-0.0012***	0.0092***	-0.0027***

Table 9: Prime de risque b_0 des jetons pour le modèle avec indice équipondéré

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0031***	-0.0125***	-0.0025***
10	-0.0035***	-0.1537***	-0.0035***
50	-0.0283***	-0.1126***	0.0027***
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0026***	-0.0121***	-0.0025***
10	-0.0017***	-0.1031***	-0.0034***
50	-0.0134***	-0.1003***	0.0018***

Table 10: Prime de risque b_0 des jetons pour le modèle avec indice à pondération sur la valeur

5.2 Analyse par portefeuilles

La table 11 présente les résultats du modèle de portefeuilles de quintiles du test (7) pour les portefeuilles de collections, dans les cas des modèles avec et sans facteurs, pour les 3 périodes étudiées. On observe que la différence entre les rendements moyens des collections avec un bêta élevé et ceux avec un bêta faible est significativement négative sur la période complète et sur la période baissière. La différence de rendement est positive mais pas significative dans le cas du marché haussier. Les résultats avec ou sans facteurs sont qualitativement les mêmes. La restriction sur le nombre de transactions

minimales ne présente pas de résultats significatifs étant donné le nombre restreint de collections avec un grand nombre de transactions.

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0281***	0.0003	-0.0481***
10	-0.0121	—	-0.0034
50	-0.0325*	—	-0.0100
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0218***	0.0031	-0.0487***
10	0.0102	—	-0.0008
50	-0.0209	—	-0.0177

Table 11: Différences de moyennes des rendements des portefeuilles de quintiles sur collections pour le modèle avec indice équipondéré

Les résultats du modèle de portefeuilles de quintiles pour les jetons sont présentés dans le tableau 12. Contrairement aux résultats précédents, on observe des différences de moyennes généralement positives avec ce type de test, en particulier pour les jetons avec au moins deux ou dix transactions. Le résultat du marché haussier est négatif dans le cas de 2 transactions, mais non significatifs. Ça suggère que lorsque considéré individuellement, les jetons peuvent offrir une prime de risque positive lorsque leur bêta est positif même dans le cas d'un marché baissier, contrairement à la prime de risque des collections. On peut alors supposer que plusieurs collections sont faites de jetons ayant des profils de risque et des rendements variés.

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	0.0054***	-0.0072	0.0079***
10	-0.0019	0.0192***	0.0051***
50	-0.0289***	0.0094	0.0038
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	0.0042***	-0.0083*	0.0064***
10	0.0023	0.0174***	0.0050***
50	-0.0170***	-0.0025	-0.0001

Table 12: Différences de moyennes des rendements de portefeuilles de quintiles sur jetons pour le modèle avec indice équipondéré

Les tableaux 13 et 14 présentent les résultats dans le cas de l'indice pondéré par la valeur. Comme auparavant, le modèle présente une différence de rendement moyen généralement plus négative dans le cas de l'indice avec pondération basée sur la valeur que l'indice équipondéré sur toutes les périodes considérées. Ceci peut être expliqué par le fait que l'indice valeur a largement sous-performé par rapport à l'indice équipondéré.

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0399***	0.0098	-0.0380***
10	-0.0018	—	0.0023
50	-0.0702***	—	0.0035
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	-0.0304***	0.0065	-0.0395***
10	0.0081	—	0.0012
50	-0.0367**	—	-0.0001

Table 13: Différences de moyennes des rendements des portefeuilles de quintiles sur collections pour le modèle avec indice à pondération sur la valeur

Nb de trans.	Sans facteur		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	0.0042***	-0.0147***	0.0029***
10	-0.0026*	-0.0264***	-0.0094***
50	-0.0293***	-0.0227	0.0078
Nb de trans.	Avec facteurs		
	Période complète	Marché haussier	Marché baissier
2	0.0025***	-0.0112**	0.0026***
10	0.0008	-0.0261***	-0.0094***
50	-0.0098*	-0.0311**	0.0084*

Table 14: Différences de moyennes des rendements des portefeuilles de quintiles sur jetons pour le modèle avec indice à pondération sur la valeur

6 Conclusion

Ce travail de recherche vise à fournir une vue d'ensemble des marchés des NFT et à tester l'hypothèse selon laquelle le risque de marché des NFT est compensé par leur rentabilité, évaluant ainsi leur nature financière et leur qualité en tant qu'investissement potentiel. L'analyse couvre une période de six ans et demi, de janvier 2018 à mai 2024, utilisant une base de données exhaustive de transactions de NFT sur plusieurs blockchains.

Nous avons trouvé que la prime de risque associée aux collections de NFT est généralement négative par rapport aux deux indices étudiés, indiquant qu'un investissement dans une collection de NFT sur l'ensemble de la période considérée n'aurait pas généré de prime de risque positive. Cependant, pendant la période de marché haussier, la prime de risque devient positive, particulièrement pour les collections de jetons les moins fréquemment échangés. De plus, lorsque considéré individuellement, les jetons peuvent offrir une prime de risque positive lorsque leur bêta est positif même dans le cas d'un marché baissier. Finalement, durant la dernière période étudiée, qui présente un marché baissier, la prime de risque était largement négative, quel que soit le nombre de transactions ou le type d'indice utilisé.

D'une manière générale, il est préférable de considérer l'indice équipondéré comme représentatif du marché des NFT. Sa distribution et son évolution au cours de la période étudiée reflètent mieux les phases haussières et baissières du marché, offrant ainsi une plus grande utilité pour l'estimation de la prime

de risque des jetons et de leurs collections.

En résumé, bien que les NFT montrent un potentiel de diversification en raison de la faible corrélation avec d'autres classes d'actifs, leur rentabilité est incertaine et fortement influencée par les conditions de marché. La présence de comportements de bulle de prix et la concentration du marché soulèvent des questions sur la stabilité et la liquidité de ces investissements.

Remerciements

Ce projet de recherche a bénéficié du soutien financier de la Chaire FinTech AMF – Finance Montréal.

References

- [1] Aharon, D. Y., Demir, E. (2022). NFTs and asset class spillovers: Lessons from the period around the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 47, 102515.
- [2] Ante, L. (2022). The Non-Fungible Token (NFT) Market and Its Relationship with Bitcoin and Ethereum. *FinTech*, 1(3), 216-224.
- [3] Dowling, M. (2021). Fertile LAND: Pricing non-fungible tokens. *Finance Research Letters*, 44.
- [4] Dowling, M. (2021). Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies? *Finance Research Letters*, 44.
- [5] Entriken, W., Shirley, D., Evans, J., Sachs, N. (2018). EIP-721: Non-Fungible Token Standard. *Ethereum Improvement Proposals*, no. 721. <https://eips.ethereum.org/EIPS/eip-721>
- [6] Karim, S., Lucey, B. M., Naeem, M. A., & Uddin, G. S. (2022). Examining the interrelatedness of NFTs, DeFi tokens and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 47.
- [7] Maouchi, Y., Charfeddine, L., El Montasser, G. (2022). Understanding digital bubbles amidst the COVID-19 pandemic: Evidence from DeFi and NFTs. *Finance Research Letters*, 47(Part A), 102584.

- [8] Nadini, M., Alessandretti, L., Di Giacinto, F., Martino, M., Aiello, L. M., Baronchelli, A. (2021). Mapping the NFT revolution: market trends, trade networks, and visual features. *Scientific Reports*, 11(1), 20902
- [9] Radomski, W., Cooke, A., Castonguay, P., Therien, J., Binet, E., Sandford, R. (2018). EIP-1155: Multi Token Standard. *Ethereum Improvement Proposals*, no. 1155. <https://eips.ethereum.org/EIPS/eip-1155>
- [10] Umar, Z., Gubareva, M., Teplova, T., Tran, D. K. (2022). COVID-19 impact on NFTs and major asset classes interrelations: Insights from the wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters*, 47.
- [11] Vidal-Tomás, D. (2022). The new crypto niche: NFTs, play-to-earn, and metaverse tokens. *Finance Research Letters*, 47.
- [12] Vogelsteller, F., Buterin, V. (2015). EIP-20: Token Standard. *Ethereum Improvement Proposals*, no. 20. <https://eips.ethereum.org/EIPS/eip-20>
- [13] Wang, Y. (2022). Volatility spillovers across NFTs news attention and financial markets. *International Review of Financial Analysis*, 83
- [14] Wang, Q., Li, R., Wang, Q., Chen, S. (2021). Non-Fungible Token (NFT): Overview, Evaluation, Opportunities and Challenges. <http://arxiv.org/abs/2105.07447>
- [15] Yousaf, I., Yarovaya, L. (2022). Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other assets: Portfolio implication. *Global Finance Journal*, 53