ASOS JOURNAL

The Journal of Academic Social Science

Akademik Sosyal Arařtırmalar Dergisi, Yıl: 7, Sayı: 97, Ekim 2019, s. 142-169

ISSN: 2148-2489 Doi Number: <http://dx.doi.org/10.29228/ASOS.36752>

Yayın Geliř Tarihi / Article Arrival Date
21.07.2019

Yayınlanma Tarihi / The Publication Date
29.10.2019

Dr. Öğr. Üyesi Engin BEKAR

Erzurum Teknik Üniversitesi, Sayısal Yöntemler
engin.bekar@erzurum.edu.tr

**LES PREVISIONS STATIQUES ET DYNAMIQUES DES VALEURS A
RISQUE (VaR) DES ACTIONS DE BANQUE : LE MODELE DE
DEPASSEMENTS DE SEUIL (POT) ET LES MODELES DE SCORE
AUTOREGRESSIFS GENERALISES (GAS)**

Résumé

Le calcul de la valeur à risque des actifs est un moyen fréquemment utilisé pour mesurer le risque financier. Les Valeurs à Risque peuvent être évaluées et interprétées dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes en raison des valeurs excessives dues aux incertitudes des rendements. Dans cette étude, les prévisions statiques et dynamiques de la VaR des actions de cinq banques opérant sur les marchés des pays développés et en développement sont établies à l'aide des modèles POT et GAS, respectivement. Le nombre des valeurs extrêmes requises pour l'estimation du modèle POT a été calculé séparément en utilisant les méthodes de racine carrée et 10% du nombre total de données, qui sont deux méthodes pratiques dans la littérature. Les résultats ont été interprétés séparément. De plus, les modèles GAS basés sur la distribution normale et celle de student - t et de student - t asymétrique ont été estimés et comparés les uns aux autres.

Les Mots – Clés : valeur à risque, POT, GAS, valeurs extrêmes, prévision

STATIC AND DYNAMIC PREDICTIONS OF RISK VALUES (VaR) OF BANK STOCKS : PEAKS – OVER – THRESHOLD MODEL AND GENERALIZED AUTOREGRESSIVE SCORE MODELS

Abstract

The calculation of the value at risk of assets is a frequently used means of measuring financial risk. Risk Values may be valued and interpreted within the framework of extreme value theory because of excessive values due to uncertainties in returns. In this study, the static and dynamic VaR forecasts of the stocks of five banks operating in developed and developing country markets are determined using the POT and GAS models, respectively. The number of extreme values required for the estimation of the POT model was calculated separately using square root and 10% of the total number of data, which are two practical methods in the literature. The results were interpreted separately. In addition, GAS models based on normal, student-t and asymmetric student-t distributions were estimated and compared to each other.

Keywords : value at risk, POT, GAS, extreme values, forecasting

INTRODUCTION¹

La gestion des risques est importante, en particulier dans les pays en développement où la volatilité financière est élevée. Une telle définition peut être faite pour le risque financier : tout événement ou action susceptible de compromettre la capacité d'une organisation à atteindre ses objectifs et à mettre en œuvre ses stratégies ou, au contraire, la probabilité quantifiable de perte ou de rendements inférieurs aux prévisions (McNeil et al., 2005, 1).

Afin de prendre des mesures face à l'incertitude, il est nécessaire d'utiliser certains modèles de risque. L'une des méthodes fréquemment utilisées est la méthode appelée « valeur à risque ». La valeur à risque (VaR) indique la perte la plus grave ne dépassant pas un certain niveau de confiance sur une période donnée (Jorion, 2007, 17). La naissance de la méthode est la suivante : En 1993, G-30, un organisme international influent composé de hauts représentants du secteur public et privé et du milieu universitaire, a publié un rapport fondateur portant pour la première fois sur ce que l'on appelle les produits hors du bilan, comme les dérivés, de manière systématique. À peu près au même moment, le secteur bancaire a clairement constaté la nécessité d'une bonne gestion des risques de ces nouveaux produits. La VaR en tant que mesure du risque de marché est née et RiskMetrics a établi une norme industrielle (McNeil et al., 2005, 9). La VaR est probablement la mesure la plus largement utilisée dans les institutions financières et a également fait son chemin dans le cadre d'adéquation des fonds propres de Bâle II (McNeil et al., 2005, 37).

Soit $\alpha \in (0,1)$ un certain niveau de confiance. La VaR de notre portefeuille au niveau de confiance α est donné par le plus petit nombre l tel que la probabilité que la perte L dépasse l n'est pas supérieure à $(1 - \alpha)$. Formellement,

¹ Toutes les abréviations utilisées dans l'article appartiennent aux équivalents anglais des termes.

$$VaR_{\alpha} = \inf\{l \in \mathbb{R} : P(L > l) \leq 1 - \alpha\} = \inf\{l \in \mathbb{R} : F_L(l) \geq \alpha\}$$

En termes probabilistes, la VaR est donc simplement un quantile de la distribution des pertes. Les valeurs typiques pour α sont 0.95 ou 0.99. L'horizon temporel est généralement 1 ou 10 jours dans la gestion des risques de marché et un an dans la gestion des risques de crédit et opérationnel. On doit noter que par sa définition, la VaR, au niveau de confiance α , ne donne aucune information sur la gravité des pertes qui pourra se produire avec une probabilité inférieure à $(1 - \alpha)$. Ceci est clairement un inconvénient de la VaR (McNeil et al., 2005, 38). Certaines études en utilisant la méthode de VaR sont indiquées ci-dessous :

Avşarlıgil et al. (2015) ont calculé les valeurs à risque de deux portefeuilles virtuels différents à l'aide des méthodes « variance-covariance (var - cov), simulation historique et EWMA » La meilleure estimation a été réalisée par la méthode de var - cov sous les hypothèses de variance constante et de loi normale des erreurs.

Çifter et al. (2007) ont calculé la valeur à risque des taux d'intérêt composés annuels en livre turque utilisant des modèles « GARCH normal, GARCH asymétrique, loi de Pareto généralisée (GPD) à seuil constant et variable » Les variations logarithmiques quotidiennes des taux d'intérêt entre le 01/01/2003 et le 01/01/2007 sont prises en compte. Les méthodes GARCH et GARCH asymétrique ont fourni des prévisions à court terme. D'autre part, la loi de Pareto généralisée facilite les prévisions à moyen et long terme.

Totic (2015) modélise le comportement de queue de la distribution des rendements quotidiens, et donc de la VaR, en utilisant la théorie de la valeur extrême (EVT) conditionnelle, qui combine les méthodes EVT et GARCH. De plus, il examine la performance d'EVT conditionnel en utilisant les rendements quotidiens de sept indices, dont six proviennent du sud - est de l'Europe (BelexLine, BET, BUX, CROBEX, SBITOP, SOFIX) de septembre 2004 à avril 2013 et un du marché américain (Standard & Poors 500) de janvier 1998 à avril 2013. Le backtesting des rendements quotidiens historiques prouve que ce modèle EVT conditionnel donne de bonnes prévisions pour tous les indices et tous les niveaux de confiance.

Nortey et al. (2015) modélise les valeurs extrêmes de l'indice des actions de la Bourse de Ghana (2000-2010) en appliquant la théorie de la valeur extrême (EVT) pour l'ajustement d'un modèle aux queues de la distribution des rendements quotidiens. Un modèle ARMA - GARCH a été ajusté aux données pour corriger les effets de l'autocorrélation et des termes hétéroscédastiques conditionnels présents dans la série de rendement, avant l'application d'EVT. L'approche de « dépassement de seuil (POT) » d'EVT a été utilisée. Les estimations du maximum de vraisemblance des paramètres du modèle ont été obtenues et la qualité d'ajustement du modèle a été évaluée graphiquement à l'aide des graphiques Q - Q, P - P et de densité. Les résultats indiquent que GPD fournit un ajustement adéquat aux données des excès. La taille des mouvements quotidiens extrêmes des marchés boursiers ghanéens a ensuite été calculée à l'aide de « valeur à risque » et du déficit prévu à quelques quantiles élevés, sur la base du modèle GPD ajusté.

Andjelic et al. (2010) examine la performance de la théorie des valeurs extrêmes (EVT) avec les rendements des indices boursiers quotidiens de quatre marchés émergents différents. La recherche couvre l'échantillon représentant les indices boursiers serbe (BelexLine), croate (CROBEX), slovène (SBI20) et hongrois (BUX), à partir des données de janvier 2006 à septembre 2009. Les résultats de la recherche selon les paramètres estimés de la loi généralisée de

Pareto (GPD) indiquent la nécessité d'appliquer des méthodes d'estimation du risque de marché, c'est-à-dire la théorie des valeurs extrêmes (EVT), dans le cadre d'une analyse plus large des processus d'investissement dans les marchés émergents.

Evcı et Kandır (2015) ont étudié le modèle et la loi appropriés des valeurs de VaR à prévoir sur le marché des métaux industriels. Les séries de rendement quotidien de cuivre et d'aluminium négociées à la « London Metal Exchange » de janvier 2003 à novembre 2013 ont été utilisées dans l'étude. Les valeurs de VaR ont été calculées par la méthode de variance-covariance avec un modèle GARCH symétrique et asymétrique basé sur la loi normale et la loi d'erreur généralisée (GED). Les résultats de l'analyse ont montré que les deux lois (Normal et GED) pour la série d'aluminium et la loi normale pour la série de cuivre à un niveau de confiance de 99% avaient des prévisions de VaR précises.

Dans l'étude d'Ural et Adakale (2009), les montants de la valeur à risque (VaR) et de la perte attendue (ES) sont calculés pour les rendements boursiers quotidiens en appliquant le modèle ARCH généralisé asymétrique exponentiel (APGARCH) selon différentes lois pour la période normale et celle de la crise. Il est entendu que les calculs de VaR et d'ES sont modélisés plus précisément avec le modèle APGARCH à distribution de student-t asymétrique. Les montants de la VaR calculés pour la période normale étaient proches les uns des autres mais en période de crise, les montants de la VaR de la simulation historique ont été calculé plus élevé que les autres. Cette situation montre les effets d'une asymétrie accrue et de la structure de queue épaisse en temps de crise.

Bostancı et Korkmaz (2014) ont visé à vérifier l'hypothèse selon laquelle les modèles de VaR avancés, capables de mieux mesurer les risques, fourniront une exposition plus faible au risque de marché. La volatilité historique, la simulation historique, les modèles EWMA, GARCH (1,1), GARCH (1,1) - Bootstrap et GARCH (1,1) - GED sont utilisés dans l'étude. Selon les résultats, l'hypothèse n'a pas été confirmée.

Dans l'étude de Çelik et Kaya (2010), la méthode des valeurs extrêmes, qui est l'une des méthodes de calcul de la valeur à risque, est utilisée et il est démontré qu'elle donne de meilleurs résultats sur les marchés où les fluctuations sont fréquentes. Les données réelles de BIST -100 sont utilisées. Dans la méthode des valeurs extrêmes, les résultats étaient plus grands que ceux de la méthode de variance-covariance, mais plus petits que ceux des méthodes de simulation EWMA et historique.

Arik et al. (2013) ont analysé les risques auxquels un investisseur sélectionné est exposé en utilisant les rendements de l'indice BIST - 100. L'indice est modélisé par l'ensemble des valeurs maximales (Maxima par blocs) et des valeurs des excès restant au-dessus du seuil (POT). Le risque d'un investisseur ayant une position courte est calculé et comparé selon deux méthodes. Bien que les valeurs de VaR calculées basée sur les valeurs de rendement maximal quotidien soient inférieures aux valeurs de VaR calculées basée sur la série de rendements mensuels, il a été observé que la valeur de déficit attendue était plus élevée lorsque GPD était utilisée. En conséquence, on constate que la méthode de POT donne de meilleurs résultats que la méthode de « modèle des maxima par blocs ».

METHODOLOGIE

Pour l'analyse statique, il existe deux principaux types de modèles pour les valeurs extrêmes. Les modèles les plus traditionnels sont ceux des maxima par blocs qui utilisent la loi généralisée

des extrêmes (GEV). Ce sont des modèles pour les plus grandes observations recueillies à partir de grands échantillons d'observations distribuées identiques. Un groupe de modèles plus moderne et puissant sont ceux des dépassements de seuil (POT). Ce sont des modèles pour toutes les grandes observations qui dépassent un niveau élevé, et sont généralement considérés comme les plus utiles pour des applications pratiques, en raison de leur utilisation plus efficace sur les résultats extrêmes. Ce groupe de modèles utilisent la loi généralisée de Pareto (GPD) (McNeil et al., 2005, 264).

Soit $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ une série de variables aléatoires mutuellement indépendantes ayant une fonction de distribution commune et continue ($F(x)$). Nous souhaiterons peut-être estimer la probabilité qu'une observation future dépasse un niveau élevé défini. Par exemple, la vitrine d'un vitrier peut se briser sous l'influence d'un vent violent (Pickands, 1975, 119). La méthode POT est une méthode cohérente et dans cette méthode, il n'est pas nécessaire de choisir subjectivement entre différentes familles de distribution des valeurs extrêmes (Pickands, 1975, 131). Dans cet article on va utiliser GPD pour les prévisions statiques de VaR.

La distribution de Pareto généralisée (GPD) est celle de la variable aléatoire X définie comme,

$$X = \frac{\alpha(1 - e^{-kY})}{k}$$

Ici, Y est une variable aléatoire avec une distribution exponentielle standard. La fonction de distribution de Pareto généralisée est la suivante :

$$F(x) = 1 - \left(1 - \frac{kx}{\alpha}\right)^{\frac{1}{k}}, \quad k \neq 0 \quad \text{et} \quad F(x) = 1 - \exp\left(\frac{-x}{\alpha}\right), \quad k = 0$$

D'autre part, la fonction de densité est la suivante :

$$f(x) = \alpha^{-1} \left(1 - \frac{kx}{\alpha}\right)^{\frac{1}{k}-1}, \quad k \neq 0 \quad \text{et} \quad f(x) = \alpha^{-1} \exp\left(\frac{-x}{\alpha}\right), \quad k = 0$$

où k est le « paramètre de forme » et α est le « paramètre d'échelle ». Pour $k \leq 0$, les valeurs de x seront comprises dans l'intervalle de $0 \leq x < \infty$. Pour $k > 0$, cette fois les valeurs de x seront comprises dans l'intervalle de $0 \leq x \leq \alpha/k$. Pour $k = 0$, GPD est converti en distribution exponentielle avec un moyenne α (Hosking, Wallis, 1987, 339).

GPD peut être utilisée dans l'analyse d'événements extraordinaires où une résistance aux alternatives de queue plus fines ou plus épaisses est requise. Si une variable aléatoire X a GPD, aussi la distribution conditionnelle de $(X - t)$ est GPD, quand $X \geq t$, avec la même valeur de paramètre de forme (k) (Hosking, Wallis, 1987, 339). Lorsque GPD est utilisé comme alternative à la distribution exponentielle, les valeurs de k proches de zéro sont plus remarquables car la distribution exponentielle est GPD avec un k de valeur zéro (Hosking, Wallis, 1987, 340).

Le modèle classique pour un dépassement de seuil élevé est celui de POT. Traditionnellement, la sélection du seuil est faite avant l'estimation du modèle et l'échange entre la variance et le biais est pris en compte dans cette étape. Le seuil doit être choisi suffisamment grand pour

rendre l'approximation de GPD plus fiable. Cela réduit le biais mais la variance d'estimateur de paramètres augmente avec la sélection d'un seuil élevé (Scarrott, MacDonald, 2012, 36).

Le soi-disant modèle POT rend les hypothèses suivantes (McNeil et al., 2005, 301) :

- Les dépassements se produisent selon un processus de Poisson homogène dans le temps.
- Des quantités excessives au-dessus du seuil sont identiquement et indépendamment distribuées (IID) et indépendants du nombre de dépassement
- La distribution des excédents est GPD

Quant aux prévisions dynamiques de VaR, on propose une classe de modèles de séries temporelles basées sur l'observation, appelés « modèles de score autorégressifs généralisés (GAS) ». Le mécanisme de mise à jour des paramètres au fil du temps est le score mis à l'échelle de la fonction de vraisemblance. Cette nouvelle approche fournit un cadre unifié et cohérent pour l'introduction de paramètres variables dans le temps dans une large classe de modèles non linéaires (Creal et al., 2013, 777). La principale contribution de l'article selon Créal et al. (2013), c'est l'élaboration d'un cadre pour les paramètres variables dans le temps qui est basé sur la fonction de score de la densité prédictive du modèle au temps t . La fonction de score est un choix efficace pour introduire un mécanisme d'entraînement pour des paramètres variables dans le temps (Creal et al., 2013, 778).

Le modèle GAS présente les avantages d'autres méthodes basées sur la guidance par observation. L'extensions à asymétrie, mémoire longue et d'autres dynamiques plus compliquées peuvent être envisagées sans introduire d'autres complexités. Depuis le modèle GAS est basé sur le score, il exploite la structure de densité complète plutôt que les moyennes et moments supérieurs seulement (Creal et al., 2013, 778).

Spécification du Modèle de Base (Creal et al., 2013, 779)

Soit $y_{N \times 1}$ le vecteur de variable dépendante, f_t le vecteur de paramètre variable dans le temps, x_t le vecteur de variables exogènes et θ un vecteur de paramètres statiques. Formellement, $Y^t = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$, $F^t = \{f_0, f_1, \dots, f_t\}$ et $X^t = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$. Les informations disponibles au moment t sont composées de $\{f_t, F_t\}$. Explicitement $F_t = \{Y^{t-1}, F^{t-1}, X^t\}$, $t = 1, \dots, n$.

On suppose que y_t est généré par $y_t \sim p(y_t | f_t, F_t; \theta)$, la densité d'observation. On suppose que le mécanisme de mise à jour du paramètre variable dans le temps est donné par l'équation autorégressive familière de mise à jour ci-dessous :

$$f_{t+1} = \omega + \sum_{i=1}^p A_i s_{t-i+1} + \sum_{j=1}^q B_j f_{t-j+1}$$

Dans cette équation, ω est le vecteur de constantes, A_i et B_j sont les matrices de coefficients et s_t est une fonction appropriée des données passées. Explicitement $s_t = s_t(y_t, f_t, F_t; \theta)$. Les paramètres inconnus (ω, A_i, B_j) dans l'équation ci-dessus sont la fonction de θ .

L'approche est basée sur la densité d'observation (y_t) pour un paramètre donné (f_t) . Quand une observation y_t est réalisée, on met à jour f_t à la période suivante $(t+1)$ à travers l'équation ci-dessous :

$$s_t = S_t \cdot \nabla_t, \quad \nabla_t = \frac{\partial \ln p(y_t | f_t, F_t; \theta)}{\partial f_t}, \quad S_t = S(t, f_t, F_t; \theta)$$

où $S(\cdot)$ est une fonction de matrice. Grâce au choix de la matrice de mise à l'échelle (S_t) , le modèle GAS permet une flexibilité supplémentaire dans l'usage du score pour mettre à jour f_t . Toutes ces étapes décrivent le modèle GAS (p,q).

Les paramètres du modèle GAS peuvent être estimés par la méthode « maximum de vraisemblance » comme indiqué ci-dessous :

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \sum_{t=1}^n l_t$$

où le logarithme de vraisemblance est $l_t = \ln p(y_t | f_t, F_t; \theta)$ (Creal et al., 2013, 782). Un avantage certain du modèle GAS est qu'il exploite pleinement les informations de vraisemblance. En prenant une mesure de score mise à l'échelle (densité locale) en tant que mécanisme moteur, le paramètre variable dans le temps réduit automatiquement son erreur de prédiction un pas en avant à l'observation en cours par rapport aux valeurs de paramètre actuelles (Creal et al., 2013, 793).

Certaines études utilisant le modèle de GAS sont indiquées ci-dessous :

Ardia et al. (2016) ont créé le paquet de GAS en écrivant du code dans le logiciel R pour la prévision, la comparaison et le backtest de la VaR. En utilisant les 30 composantes de l'indice Dow Jones, ils ont fait la prévision une étape à l'avance de VaR avec les modèles GAS-N, GAS-ST et GAS-SKST. Les 1000 dernières réalisations de 2500 rendements, commençant en février 2005 et incluant la crise financière mondiale de 2007-2008, ont été utilisés comme période hors de l'échantillon. Le modèle le plus rejeté au niveau de confiance de 0.01 et 0.05 de la VaR était le modèle GAS-N.

Blasques et al. (2015) ont étudié la performance des méthodes alternatives pour le calcul de la confiance en échantillon et des bandes de prévision hors de l'échantillon pour des paramètres variables dans le temps. Les bandes en échantillon reflètent seulement l'incertitude des paramètres. Les bandes hors de l'échantillon reflètent à la fois l'incertitude des paramètres et l'incertitude de l'innovation. Ils ont illustré leurs conclusions dans une analyse de volatilité des rendements mensuels de l'indice Standard & Poor's 500.

Koopman et al. (2012) ont examiné les modèles de dénombrement dynamique, d'intensité, de durée, de volatilité et de copules, y compris les nouvelles spécifications qui n'ont pas été étudiées auparavant dans la littérature. Dans une vaste étude de Monte Carlo, ils ont constaté que les modèles de score autorégressifs généralisés (GAS) basés sur l'observation avaient une précision prédictive similaire aux modèles basés sur les paramètres. Ils ont constaté également que les modèles de GAS surpassent de nombreux autres modèles basés sur l'observation en termes de précision des prévisions. Les résultats indiquent une classe de modèles basés sur

l'observation avec une capacité de prévision comparable à celle des modèles basés sur des paramètres, mais une complexité moindre de calcul.

Blasques et al. (2014) ont établi de nouvelles conditions dans lesquelles les propriétés dynamiques des paramètres variant dans le temps réel, ainsi que la contrepartie filtrée, étaient bien comportées. En particulier, ils ont formulé des conditions dans lesquelles l'invertibilité (locale) du modèle découlait directement du comportement stable du paramètre réel variant dans le temps. Ils ont utilisé ces résultats pour démontrer la forte cohérence locale et la normalité asymptotique de l'estimateur de maximum de vraisemblance.

ANALYSE EMPIRIQUE

Halkbank et Garantibank, respectivement banque publique et banque privée, sont des plus anciennes banques en Turquie. D'autre - part, HSBC, BNP et Bank of America sont établies respectivement au Royaume-Uni, en France et aux Etats-Unis et font partie des 10 plus grandes banques du monde en termes d'actifs en dollars à la fin de 2017.

Dans cet article, « les valeurs à risque » de 5 actions de banque négociées sur différentes bourses, en Turquie et dans le monde, ont été calculées selon deux méthodes différentes : Le modèle de dépassement de seuil (POT) pour la prédiction statique et le modèle de GAS pour la prédiction dynamique. La période d'octobre 2010 à juin 2019 a été choisie comme période d'analyse et les données ont été obtenues à partir du site internet « finance.yahoo.com ». Les différences logarithmiques des prix de clôture des actions ont été calculées et des séries de rendements ont été obtenues pour chacun. Les logiciels Eviews, EasyFit et R ont été utilisés pour l'analyse des actions.

Analyse Statique avec le Modèle de Dépassement de Seuil (POT)

Tout d'abord, on a testé la stationnarité de toutes les séries des rendements avec le test de racine unitaire de Dickey – Fuller. Etant donné que les probabilités des statistiques de test sont inférieures même au niveau de signification 0.01, on rejette l'hypothèse nulle de non – stationnarité. Les résultats de ce test sont en annexe 1.

Halkbank

La série de rendement comprend 2228 observations. D'abord, on peut visualiser la distribution de la série avec le diagramme Q - Q pour voir à quel point elle est proche de la distribution normale.

Figure 1 : Le Diagramme Q - Q

Lorsque les queues de la distribution sont examinées, une déviation par rapport à la distribution normale est observée comme prévu.

On va se servir du modèle de dépassement de seuil (POT) pour la prédiction statique. Le nombre des valeurs extrêmes a été déterminé selon deux méthodes différentes : la méthode de 10% (Dumouchel, 1983, 1027) et la méthode de racine carrée du nombre total de données (Ferreira, Haan, Peng, 2003, 417). Tout d'abord, on peut se servir du graphique de la fonction moyenne des excès pour avoir une idée sur l'emplacement du seuil.

Figure 2 : La Fonction Moyenne des Excès

Le point auquel l'espérance excédentaire commence à augmenter donne une idée du seuil. Selon le graphique, le seuil est probablement compris entre 0.00 et 0.05.

Après avoir classé les rendements en valeur absolue par ordre croissant, on va prendre 10% du nombre total de données étant le nombre de valeurs extrêmes donc ça fait 222 observations. On commence par 222 et on détermine le nombre de valeurs extrêmes correspondant au GPD à la fois en réduisant continuellement une observation et testant la conformité de la distribution des valeurs extrêmes à GPD. Finalement on considère 211 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.028. Les résultats des tests d'ajustement pour GPD sont ci – dessous :

Tableau 1 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.95
Khi -Deux	0.83

D'après les résultats, on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.281) est inférieur à la valeur critique (3.90). La capture d'écran des résultats des tests obtenus par « EasyFit » est en annexe 2. Les résultats des tests sont également pris en charge graphiquement.

Figure 3 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 2 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.13996$	erreur-type = 0.0801
$\beta = 0.0146$	erreur-type = 0.0015

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de Halkbank pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0495$ et $VaR_{0.05} = 0.0357$.

151

On va répéter les étapes ci-dessus cette fois en tenant compte la méthode de « racine carrée du nombre total de données ». Les rendements en valeur absolue sont classés encore par ordre croissant. On commence par 46 observations et on détermine le nombre de valeurs extrêmes correspondant au GPD mais cette fois en ajoutant continuellement une observation et testant la conformité de la distribution des valeurs extrêmes à GPD. Finalement on considère 66 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.0458.

Tableau 3 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques test
Kolmogorov - Smirnov	0.99
Khi -Deux	0.95

Cette fois plus fortement, on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.251) est inférieur à la valeur critique (3.90). La capture d'écran des résultats des tests obtenus par « EasyFit » est en annexe 3. Les résultats des tests sont également pris en charge graphiquement.

Figure 4 : La Distribution et Q-Q plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 4 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.1288$	erreur-type = 0.1629
$\beta = 0.0179$	erreur-type = 0.0036

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de Halkbank pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0621$ et $VaR_{0.05} = 0.0445$.

Garantibank

La série de rendement comprend 2228 observations. La distribution de la série avec le diagramme Q-Q est la suivante :

Figure 5 : Le Diagramme Q - Q

Le graphique de la fonction moyenne des excès est ci – dessous :

Figure 6 : La Fonction Moyenne des Excès

Selon le graphique, le seuil est probablement compris entre 0.025 et 0.05.

On commence par 222 selon la méthode de 10%. On considère 216 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.027.

Tableau 5 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.95
Khi -Deux	0.37

D'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.312) est inférieur à la valeur critique (3.90).

Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 7 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 6 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.2692$	erreur-type = 0.0894
$\beta = 0.0093$	erreur-type = 0.0010

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de Garantibank pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0246$ et $VaR_{0.05} = 0.0192$.

On va répéter les étapes cette fois – ci selon la méthode de « racine carrée du nombre total de données ». On commence par 46 observations et finalement, on considère 53 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.0433.

Tableau 7 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.99
Khi -Deux	0.97

Cette fois plus fortement, d'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.269) est inférieur à la valeur critique (3.90).

Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 8 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 8 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.2838$	erreur-type = 0.2033
$\beta = 0.0129$	erreur-type = 0.0031

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de Garantibank pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.033$ et $VaR_{0.05} = 0.026$.

Bank of America (BAC)

La série de rendement comprend 2169 observations. La distribution de la série avec le diagramme Q-Q est la suivante :

Figure 9 : Le Diagramme Q - Q

Le graphique de la fonction moyenne des excès est ci – dessous :

Figure 10 : La Fonction Moyenne des Excès

Selon le graphique, le seuil est probablement compris entre 0.00 et 0.05.

On commence par 216 selon la méthode de %10 et finalement, on considère 195 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.022.

Tableau 9 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.92
Khi -Deux	0.60

D'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de test statistique (0.223) est inférieur à la valeur critique (3.90).

Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 11 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 10 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.1565$	erreur-type = 0.0781
$\beta = 0.0136$	erreur-type = 0.0014

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de BAC pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0446$ et $VaR_{0.05} = 0.0325$.

156

On va répéter les étapes cette fois – ci selon la méthode de « racine carrée du nombre total de données ». On commence par 46 observations et finalement, on considère 47 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.0459.

Tableau 11 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.98
Khi -Deux	0.79

Cette fois plus fortement, d'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.243) est inférieur à la valeur critique (3.90).

Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 12 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 12 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.3129$	erreur-type = 0.1856
$\beta = 0.0125$	erreur-type = 0.0029

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de BAC pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0305$ et $VaR_{0.05} = 0.0243$.

HSBC

La série de rendement comprend 2169 observations. La distribution de la série avec le diagramme Q-Q est la suivante :

Figure 13 : Le Diagramme Q - Q

Voici le graphique de la fonction moyenne des excès pour avoir une idée sur l'emplacement du seuil :

Figure 14 : La Fonction Moyenne des Excès

Selon le graphique, le seuil est probablement compris entre 0.00 et 0.03.

On commence par 216 observations selon la méthode de % 10 et cette fois, on considère 216 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.015.

Tableau 13 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.77
Khi -Deux	0.17

D'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.729) est inférieure à la valeur critique (3.90).

Les résultats des tests sont également pris en charge graphiquement. Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 15 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 14 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.1691$	erreur-type = 0.0843
$\beta = 0.0086$	erreur-type = 0.0009

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de HSBC pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0275$ et $VaR_{0.05} = 0.0202$.

On va répéter les étapes ci-dessus cette fois en tenant compte la méthode de « racine carrée du nombre total de données ». On commence par 46 observations et finalement, on considère 48 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.0314.

Tableau 15 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.90
Khi -Deux	0.99

Cette fois plus fortement, d'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0331) est inférieure à la valeur critique (3.90). Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 16 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 16 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.4217$	erreur-type = 0.235
$\beta = 0.007$	erreur-type = 0.0018

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de HSBC pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0142$ et $VaR_{0.05} = 0.0119$.

BNP

La série de rendement comprend 2202 observations. La distribution de la série avec le diagramme Q-Q est la suivante :

Figure 17 : Le Diagramme Q - Q

Lorsque les queues de distribution sont examinées, une déviation par rapport à la distribution normale est observée comme prévu.

Maintenant, on peut se servir de graphique de la fonction moyenne des excès pour avoir une idée sur l'emplacement du seuil.

Figure 18 : La Fonction Moyenne des Excès

Le point auquel l'espérance excédentaire commence à augmenter donne une idée du seuil. Selon le graphique, le seuil est probablement compris entre 0.00 et 0.03.

On commence par 219 selon la méthode de 0.10 et finalement, on considère 165 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.0279.

Tableau 17 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.98
Khi -Deux	0.42

D'après les résultats on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiacnce de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.253) est inférieur à la valeur critique (3.90).

Les résultats des tests sont également pris en charge graphiquement. Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 19 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 18 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.2269$	erreur-type = 0.0925
$\beta = 0.0125$	erreur-type = 0.0015

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de BNP pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0357$ et $VaR_{0.05} = 0.0271$.

Cette fois – ci, en tenant compte la méthode de « racine carrée du nombre total de données » on commence par 46 observations et finalement, on considère 50 observations pour calculer la VaR. Le seuil est 0.0465.

Tableau 19 : Les résultats des tests d'ajustement pour GPD

	Probabilités des statistiques de test
Kolmogorov - Smirnov	0.76
Khi -Deux	0.95

D'après les résultats, on ne peut pas rejeter « H_0 : Les valeurs extrêmes suivent la distribution de Pareto généralisé » même au niveau de signifiante de 0.01. Et selon Anderson – Darling test aussi on ne peut pas rejeter H_0 parce que la valeur de la statistique de test (0.262) est inférieur à la valeur critique (3.90). Les résultats des tests sont également pris en charge graphiquement. Voici la distribution et Q-Q plot des valeurs extrêmes :

Figure 20 : La Distribution et Q-Q Plot des Valeurs Extrêmes

Après l'analyse préliminaire, on a estimé les paramètres de forme (ξ) et d'échelle (β) du modèle Pareto Généralisé avec ses erreurs-types. Voici les résultats :

Tableau 20 : L'estimation de ξ et de β avec ses erreurs-types

$\xi = 0.4301$	erreur-type = 0.2077
$\beta = 0.0116$	erreur-type = 0.0028

Finalement, les valeurs à risque (VaR) de l'action de BNP pour $\alpha = 0.01$ et $\alpha = 0.05$ basées sur GPD sont respectivement $VaR_{0.01} = 0.0232$ et $VaR_{0.05} = 0.0195$.

Les valeurs à risque des actions de cinq banques analysées sur les pages précédentes sont présentées dans le tableau ci-dessous pour différents niveaux de confiance :

Tableau 21 : Les Valeurs à Risque

Les Actions	Basée sur %10 des données		Basée sur $\sqrt{n}$	
	$VaR_{0.01}$	$VaR_{0.05}$	$VaR_{0.01}$	$VaR_{0.05}$
HALKBANK	0.0495	0.0357	0.0621	0.0445
GARANTIBANK	0.0246	0.0192	0.033	0.026
BAC	0.0446	0.0325	0.0305	0.0243
HSBC	0.0275	0.0202	0.0142	0.0119
BNP	0.0357	0.0271	0.0232	0.0195

Selon le tableau, les risques des actions des banques turques ont été calculé plus élevé basés sur $\sqrt{n}$ pour deux niveaux de confiance (0.99 et 0.95). L'inverse est vrai pour les actions des banques étrangères. On pense que ce résultat est dû à une occurrence plus fréquente des valeurs extrêmes dans les pays en développement. Lorsque les résultats sont examinés, la méthode basée sur $\sqrt{n}$ peut être préférée en raison de précaution lors du calcul de VaR dans les pays en développement. Garantibank, qui est une banque privée turque, présente un risque moins élevé que la banque d'état Halkbank, selon deux méthodes. Les actions de la banque global HSBC sont moins risquées que les actions de BAC et BNP selon deux méthodes différentes.

Analyse Dynamique avec le Modèle de GAS

Dans cette section, les valeurs de VaR sont prévues à l'aide des modèles de GAS basés sur la distribution normale (GAS – N), la distribution de Student – t asymétrique (GAS – SKST) et celle de Student – t (GAS – ST). Environ 1200 premières observations dans l'échantillon sont utilisées comme période d'estimation du modèle de GAS et 1000 dernières observations sont utilisées comme période de prévision. Les prévisions de VaR ont été faites en utilisant le rolling forecast.

Après avoir estimé les modèles, le contrôle a posteriori (backtest) de VaR a été réalisé à l'aide du test DQ. Le test DQ dans l'échantillon est un test de spécification pour le processus de VaR autorégressive conditionnelle (CAViaR) et il peut être très utile pour la sélection du modèle. Les régulateurs peuvent utiliser la version simplifiée du test DQ hors de l'échantillon pour vérifier si les estimations de VaR soumises par une institution financière satisfont à certaines exigences de base auxquelles chaque estimation de quantile valable doit satisfaire, telles que l'absence de biais et l'indépendance des estimations quantiles. Les caractéristiques les plus intéressantes du test DQ hors de l'échantillon sont sa simplicité et le fait qu'il ne dépend pas de la procédure d'estimation. Le gestionnaire de risques n'a besoin que d'une séquence de VaR et des valeurs correspondantes du portefeuille (Engle, Manganelli, 2004, 371). Les probabilités du test DQ sont indiquées dans le tableau ci-dessous :

Tableau 22 : Les probabilités du test DQ

Les Actions	niveau de confiance de la prévision $\alpha = 0.01$			niveau de confiance de la prévision $\alpha = 0.05$		
	GAS - N	GAS - SKST	GAS - ST	GAS - N	GAS - SKST	GAS - ST
HALKBANK	0.061	0.054	0.052	0.172	0.085	0.063
GARANTİBANK	0.00	0.00	0.013	0.0308	0.00	0.00
BNP	0.00	0.2044	0.21	0.599	0.00	0.00
BAC	0.00	0.00	0.00	0.0643	0.0969	0.0371
HSBC	0.00	0.218	0.235	0.0225	0.116	0.277

Les probabilités inférieures à 0.01 indiquent que le modèle montré dans la première ligne de chaque colonne et proposé dans l'hypothèse nulle est rejeté même au niveau de signifiante de 0.01. Le modèle le moins rejeté pour toutes les actions est GAS – ST puis GAS – SKST quand α est 0.01. D'autre – part, le modèle le moins rejeté pour toutes les actions est GAS – N puis GAS – SKST et GAS – ST quand α est 0.05.

Pour mesurer la performance des modèles les uns par rapport aux autres, on calcule les valeurs moyennes de QL. La fonction de perte Q, basée sur la VaR, est la fonction utilisée dans l'estimation du quantile.

$$Q \equiv P^{-1} \sum_{t=R}^T (\alpha - d_{t+1}^{\alpha}) (y_{t+1} - VaR_{t+1}^{\alpha})$$

d_{t+1}^{α} est la fonction indicateur telle que $d_{t+1}^{\alpha} \equiv 1(y_{t+1} < VaR_{t+1}^{\alpha})$, VaR_{t+1}^{α} est la valeur à risque conditionnelle, $\{y_t\}$ est une série temporelle des rendements des actifs, P et R indique respectivement la période de prévision et la période d'estimation, α est la quantile conditionnel telle que $\Pr(y_{t+1} \leq VaR_{t+1}^{\alpha} | F_t) = \alpha$ et finalement F_t est l'ensemble d'information au moment t.

Q est une fonction de perte asymétrique qui pénalise plus fortement avec le poids $(1 - \alpha)$ les observations pour lesquelles $y - VaR^{\alpha} < 0$ (Rivera, Lee, Mishra, 2004, 638). Un plus petit Q indique une meilleure qualité de l'ajustement. Les valeurs calculées de QL sont présentées dans le tableau suivant :

Tableau 23 : Les Valeurs Calculées de QL

Les Actions	niveau de confiance de la prévision $\alpha = 0.01$			niveau de confiance de la prévision $\alpha = 0.05$		
	GAS - N	GAS - SKST	GAS - ST	GAS - N	GAS - SKST	GAS - ST
Halkbank	1	0.94	0.95	1	1.01	1.01
Garantibank	1	0.98	0.97	1	0.99	0.99
BNP	1	0.95	0.95	1	0.94	0.94
BAC	1	1.02	1.01	1	0.99	1
HSBC	1	0.94	0.94	1	1	1

Les valeurs inférieures à un indiquent que le modèle GAS - N fonctionne mieux pour l'action correspondant. Lorsqu' α est 0.01, pour BAC seul, le modèle GAS - N a surperformé les deux autres modèles. Et également lorsqu' α est 0.05, pour Halkbank seul, GAS - N a surperformé les deux autres modèles. On constate généralement que les modèles GAS - SKST et GAS - ST ont une meilleure performance prédictive de la VaR.

CONCLUSION

Dans cette étude, les prédictions statiques et dynamiques de VaR des actions négociées sur différentes bourses sont faites. Pour les prédictions statiques, la méthode moderne et puissante de POT dans le cas de valeurs extrêmes, est utilisée. Et pour la prévision dynamique, les modèles de GAS ont été utilisés qui prennent en compte le changement de volatilité dans le temps. Lors de l'estimation du modèle POT, il est nécessaire de déterminer le nombre des valeurs extrêmes à utiliser dans l'estimation afin de garantir un meilleur ajustement à GPD et de garantir que la balance de biais - variance de l'estimateur de paramètres ne soit pas perturbée. Les deux règles générales les plus couramment utilisées dans la littérature sont la règle de 0.10 et de racine carrée. La règle de 0.10 sélectionne le nombre maximal de données en tant que valeur extrême, tandis que la règle de racine carrée sélectionne le minimum. Les valeurs à risque des cinq actions examinées ont été calculées selon deux méthodes. Alors que les valeurs à risque des actions des banques turques (Halkbank et Garantibank), calculées avec la méthode de racine carrée, sont plus élevées, celles des banques d'origine européenne et américaine sont plus basses. Cela s'explique par les incertitudes et les fluctuations plus fréquentes des marchés émergents, ainsi que par l'exposition excessive du marché à eux. Selon les résultats, on peut dire qu'il est plus prudent de déterminer le nombre des valeurs extrêmes avec la méthode de racine carrée lors de l'estimation de la VaR statique dans les pays en développement.

Quant à l'estimation dynamique de la VaR, les modèles GAS-N, GAS-SKST et GAS-ST ont été utilisés. Le modèle GAS-N, basé sur la distribution normale est le modèle le plus rejeté dans l'estimation de la VaR à un niveau de confiance de 0.99, conformément aux attentes. Les modèles GAS-ST et GAS-SKST utilisés dans l'estimation du risque lié aux actions des banques turques, ne peuvent pas être rejetés avec une probabilité plus petite par rapport aux modèles GAS-ST et GAS-SKST liés aux actions des banques étrangères notamment pour un niveau de confiance de 0.99. Cela peut mettre l'accent sur la nécessité d'utiliser une distribution dans le cadre de la théorie des valeurs extrêmes autre que SKST et ST dans les estimations de risque pour les pays en développement. L'utilisation du modèle GAS sous EVT dans l'estimation du risque dans les pays en développement et l'évaluation de ses résultats feront l'objet d'une autre étude.

Annexe 1

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on BAC		
Null Hypothesis: BAC has a unit root		
Exogenous: None		
Lag Length: 4 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-22.51722	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.566031	
5% level	-1.940970	
10% level	-1.616601	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on BNP		
Null Hypothesis: BNP has a unit root		
Exogenous: None		
Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-30.35588	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.566014	
5% level	-1.940968	
10% level	-1.616603	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on GARANTI		
Null Hypothesis: GARANTI has a unit root		
Exogenous: None		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=26)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-49.78335	0.0001
Test critical values: 1% level	-2.566001	
5% level	-1.940966	
10% level	-1.616604	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on HALKBANK		
Null Hypothesis: HALKBANK has a unit root		
Exogenous: None		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=26)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-47.15558	0.0001
Test critical values: 1% level	-2.566001	
5% level	-1.940966	
10% level	-1.616604	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on HSBC		
Null Hypothesis: HSBC has a unit root		
Exogenous: None		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-47.40047	0.0001
Test critical values: 1% level	-2.566029	
5% level	-1.940970	
10% level	-1.616601	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Annexe 2

HALKBANK (0.10)

Gen. Pareto [#22]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	211				
Statistic	0.03486				
P-Value	0.95182				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.07387	0.08419	0.09349	0.1045	0.11214
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	211				
Statistic	0.28103				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	7				
Statistic	3.5508				
P-Value	0.82981				
Rank	3				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	9.8032	12.017	14.067	16.622	18.475
Reject?	No	No	No	No	No

GARANTİBANK (0.10)

Gen. Pareto [#21]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	216				
Statistic	0.03437				
P-Value	0.95287				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.07301	0.08321	0.0924	0.10329	0.11084
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	216				
Statistic	0.31269				
Rank	2				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	7				
Statistic	7.5476				
P-Value	0.37417				
Rank	2				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	9.8032	12.017	14.067	16.622	18.475
Reject?	No	No	No	No	No

BAC (0.10)

Gen. Pareto [#21]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	195				
Statistic	0.03869				
P-Value	0.92116				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.07684	0.08758	0.09725	0.10871	0.11666
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	195				
Statistic	0.22316				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	7				
Statistic	5.4603				
P-Value	0.60398				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	9.8032	12.017	14.067	16.622	18.475
Reject?	No	No	No	No	No

HSBC (0.10)

Gen. Pareto [#21]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	216				
Statistic	0.04415				
P-Value	0.7768				
Rank	2				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.07301	0.08321	0.0924	0.10329	0.11084
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	216				
Statistic	0.72964				
Rank	3				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	7				
Statistic	10.332				
P-Value	0.17052				
Rank	4				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	9.8032	12.017	14.067	16.622	18.475
Reject?	Yes	No	No	No	No

BNP (0.10)

Gen. Pareto [#21]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	165				
Statistic	0.03489				
P-Value	0.9839				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.08353	0.09521	0.10572	0.11818	0.12682
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	165				
Statistic	0.25314				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	7				
Statistic	7.0863				
P-Value	0.41995				
Rank	5				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	9.8032	12.017	14.067	16.622	18.475
Reject?	No	No	No	No	No

Annexe 3

HALKBANK ($\sqrt{n}$)

GARANTİBANK ($\sqrt{n}$)

Gen. Pareto [#22]						Gen. Pareto [#22]					
Kolmogorov-Smirnov						Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	66					Sample Size	53				
Statistic	0.05123					Statistic	0.05458				
P-Value	0.99163					P-Value	0.99496				
Rank	1					Rank	2				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.12954	0.14802	0.16443	0.18387	0.19726	Critical Value	0.14423	0.16483	0.18311	0.20475	0.21968
Reject?	No	No	No	No	No	Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling						Anderson-Darling					
Sample Size	66					Sample Size	53				
Statistic	0.25182					Statistic	0.26929				
Rank	2					Rank	2				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074	Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No	Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared						Chi-Squared					
Deg. of freedom	6					Deg. of freedom	5				
Statistic	1.6369					Statistic	0.86042				
P-Value	0.94989					P-Value	0.97302				
Rank	2					Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	8.5581	10.645	12.592	15.033	16.812	Critical Value	7.2893	9.2364	11.07	13.388	15.086
Reject?	No	No	No	No	No	Reject?	No	No	No	No	No

BAC ($\sqrt{n}$)

HSBC ($\sqrt{n}$)

Gen. Pareto [#21]						Gen. Pareto [#21]					
Kolmogorov-Smirnov						Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	47					Sample Size	48				
Statistic	0.0638					Statistic	0.07902				
P-Value	0.98447					P-Value	0.90218				
Rank	4					Rank	5				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.15295	0.17481	0.1942	0.21715	0.23298	Critical Value	0.1513	0.17302	0.19221	0.21493	0.23059
Reject?	No	No	No	No	No	Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling						Anderson-Darling					
Sample Size	47					Sample Size	48				
Statistic	0.24276					Statistic	0.33133				
Rank	1					Rank	3				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074	Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No	Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared						Chi-Squared					
Deg. of freedom	5					Deg. of freedom	5				
Statistic	2.3502					Statistic	0.41699				
P-Value	0.79887					P-Value	0.99485				
Rank	9					Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	7.2893	9.2364	11.07	13.388	15.086	Critical Value	7.2893	9.2364	11.07	13.388	15.086
Reject?	No	No	No	No	No	Reject?	No	No	No	No	No

BNP ($\sqrt{n}$)

Gen. Pareto [#21]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	50				
Statistic	0.09153				
P-Value	0.76203				
Rank	2				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.1484	0.16959	0.18841	0.21068	0.22604
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	50				
Statistic	0.26209				
Rank	1				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	1.3749	1.9286	2.5018	3.2892	3.9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	4				
Statistic	0.67382				
P-Value	0.95452				
Rank	3				
α	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	5.9886	7.7794	9.4877	11.668	13.277
Reject?	No	No	No	No	No

BIBLIOGRAPHIE

- Andjelic, G., Milosev, I. et Djakovic, V. (2010). Extreme Value Theory in Emerging Markets. *Economic Annals*, 55 / 185, 63 – 105.
- Ardia, D., Boudt, K. et Catania, L. (2016). Value at Risk Prediction in R with the GAS Package. *SSRN Electronic Journal*, 10.2139/ssrn.2871444.
- Arık, A., Bulut, B. et Sucu, M. (2013). Finansal Risklerin Uç Değer Kuramı ile Ölçülmesi. *Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 14 / 2, 119 – 134.
- Avşarlıgil, N., Demir, Y. et Doğru, E. (2015). Riske Maruz Değer Ölçüm Yöntemleri Aracılığıyla BIST’te İşlem Gören Spor Kulüpleri Üzerine Bir Uygulama. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 16 / 1, 81 – 107.
- Blasques, F., Koopman, S.J. et Lucas, A. (2014). Maximum Likelihood Estimation for correctly Specified Generalized Autoregressive Score Models : Feedback Effects, Contraction Conditions and Asymptotic Properties. *Tinbergen Institute*, 14 – 074 / III, 1 – 29.
- Blasques, F. et al. (2015). In – Sample Confidence Bands and Out – of – Sample Forecast Bands for Time - Varying Parameters in Observation Driven Models. *Tinbergen Institute*, 15 – 083 / III, 1 – 32.
- Bostancı, A. et Korkmaz, T. (2014). Bankaların Sermaye Yeterliliği Oranı Açısından Riske Maruz Değer Hesaplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması. *Business and Economics Research Journal*, 5 / 3, 15 – 41.
- Creal, D., Koopman, S.J. et Lucas, A. (2013). Generalized Autoregressive Score Models with Applications. *Journal of Applied Econometrics*, 28, 777 – 795.
- Çelik, M. et Kaya, M.F. (2010). Uç Değerler Yöntemi ile Riske Maruz Değer’in Tahmini ve İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Üzerine Bir Uygulama. *Bankacılık ve Sigortacılık Araştırmaları Dergisi*, 1 / 1, 19 – 32.
- Çifter, A., Özün, A. et Yılmaz, S. (2007). Beklenen Kuyruk Kaybı ve Genelleştirilmiş Pareto Dağılımı ile Riske Maruz Değer Öngörüsü. *Bankacılar Dergisi*, 60, 3 – 16.
- Dumouchel, W.H. (1983). Estimating the Stable Index α in Order to Measure Tail Thickness : A Critique. *The Annals of Statistics*, 11 / 4, 1019 – 1031.
- Engle, R.F. et Manganelli, S. (2004). CAViaR : Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22 / 4, 367 – 381.
- Evcı, S. et Kandır, S.Y. (2015). Endüstriyel Metal Piyasasında Piyasa Riskinin Ölçülmesi : Riske Maruz Değer (VaR) Yöntemi ile Bir Uygulama. *Niğde Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 8 / 1, 157 – 170.
- Ferreira, A., Haan, L et Peng, L. (2003). On Optimising the Estimation of High Quantiles of a Probability Distribution. *Statistics : A Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 37 / 5, 401 – 434.

- Hosking, J.R.M. et Wallis, J.R. (1987). Parameter and Quantile Estimation for the Generalized Pareto Distribution. *Technometrics*, 29 / 3, 339 -349.
- Jorion, P. (2007). *Value at Risk*. 3rd Ed. New York : The McGraw – Hill.
- Koopman, S.J., Lucas, A. et Scharth, M. (2012). Predicting Time – Varying Parameters with Parameter – Driven and Observation - Driven Models. *Tinbergen Institute*, 12 – 020 / 4, 1 – 37.
- McNeil, A.J., Frey, R. et Embrechts, P. (2005). *Quantitative Risk Management : Concepts, Techniques and Tools*. New Jersey : Princeton University Press.
- Nortey, E., Asare, K. et Mettle, F.O. (2015). Extreme Value Modelling of Ghana Stock Exchange Index. *SpringerPlus*, 4 / 696, 1 – 17.
- Pickands, J. (1975). Statistical Inference Using Extreme Order Statistics. *The Annals of Statistics*, 3 / 1, 119 – 131.
- Rivera, G.G., Lee, T.H. et Mishra, S. (2004). Forecasting Volatility : A Reality Check Based on Option Pricing, Utility Function, Value – at - Risk and Predictive Likelihood. *International Journal of Forecasting*, 20, 629 – 645.
- Scarrott, C. et MacDonald, A. (2012). A Review of Extreme Value Threshold Estimation and Uncertainty Quantification. *REVSTAT*, 10 / 1, 33 – 60.
- Totic, S. (2015). A Conditional Extreme Value Theory Approach in Value – At - Risk Forecasting : Evidence from Southeastern Europe and USA market. *Industria*, 43 / 4, 7 – 23.
- Ural, M. et Adakale, T. (2009). Beklenen Kayıp Yöntemi ile Riske Maruz Değer Analizi. *Akdeniz İ.İ.B.F. Dergisi*, 17, 23 – 39.