

PRÉVISION DU TRAFIC AÉRIEN DE PASSAGERS : MISE EN ÉVIDENCE DE LA MÉTHODE DE COMBINAISON DE PRÉVISIONS

AMIRA GASMI

LABORATOIRE D'ÉCONOMIE ET FINANCE APPLIQUÉES

IHEC-CARTHAGE

1. INTRODUCTION

La prévision du trafic aérien de passagers est essentielle pour plusieurs acteurs du secteur du transport aérien. En effet, pour les compagnies aériennes, prévoir la demande de transport aérien, à court et moyen termes, est stratégique pour l'activité, en particulier pour l'achat ou l'affrètement de nouveaux avions. Même intérêt pour les gestionnaires d'aéroports (en Tunisie, l'Office de l'Aviation Civile et des Aéroports -OACA) qui ont besoin de prévoir le volume de leur clientèle et ses caractéristiques pour l'aménagement futur des aérogares. Pour l'État, et notamment dans le cadre de l'élaboration de la politique des transports, la prévision de la demande du transport aérien à long terme est essentielle pour anticiper suffisamment tôt les problèmes de capacité, que ce soit au niveau aéroportuaire ou de navigation aérienne. C'est à partir de ces prévisions que la décision de construire ou pas de nouvelles infrastructures est prise, à l'instar de la décision de

construire le nouvel aéroport tunisien d'Enfidha qui est en mesure de décongestionner le trafic des aéroports de Tunis et de Monastir¹.

De surcroît, dans les pays développés tels que la France et les États-Unis, la prévision constitue un facteur important pour les constructeurs qui ont également besoin de connaître l'évolution de la demande à long terme pour anticiper les besoins futurs et définir dès à présent leurs stratégies.

Les objectifs de la prévision sont alors multiples et différents selon les acteurs.

Or, d'après les résultats d'un sondage réalisé par l'IATA (*International Air Transport Association*) auprès de plusieurs transporteurs aériens, la prise de décision dans le secteur du transport aérien de passagers est faite dans la plupart des cas de manière subjective et en faisant appel au jugement personnel (EL AYECH, TRABELSI, 2003).

Face à la non-fiabilité de ces méthodes, un outil de prévision scientifique et efficace s'avère alors nécessaire. A cette fin, plusieurs méthodes de prévision existent, à savoir l'approche univariée de BOX et JENKINS (1976) et les modèles de séries temporelles multivariées (e.g. le modèle VAR, le modèle ECM, etc.) qui ont vu se développer plusieurs applications dans différents domaines, notamment dans les secteurs touristique et du transport aérien de passagers. En effet, avant les années 1990, les approches traditionnelles de régression dominaient la littérature de la prévision touristique mais cette tendance a changé depuis le milieu des années 1990 puisque plus de chercheurs ont commencé à utiliser des techniques économétriques modernes telles que la cointégration et les modèles à correction d'erreur, la modélisation vectorielle autorégressive, le modèle SARIMA... pour modéliser et prévoir la demande touristique ou la demande du transport aérien. Ces études comportent notamment celles de WONG et al. (2007), SONG et al. (2003), KULENDRAN, KING (1997), LAI, LU (2005)...

Cependant, chaque méthode a ses avantages et ses inconvénients. Des résultats empiriques montrent qu'aucune méthode individuelle de prévision ne peut générer les meilleures prévisions dans toutes les situations et la précision relative des différents modèles varie selon l'origine/destination et avec l'horizon de prévision (WITT, SONG, 2002). Il a été prouvé que la méthode de combinaison de prévisions peut résoudre ce problème. Cette technique a été d'abord introduite dans la littérature générale de prévision

¹ Les capacités actuelles des aéroports passagers s'élèvent respectivement à 5 et 3,5 millions de passagers par an, et ce pour des volumes de trafic respectifs de 4 219 340 passagers et 3 780 795 passagers en 2009, soit une augmentation de 1,3 % pour l'aéroport de Tunis-Carthage et une baisse de 10,2 % pour l'aéroport de Monastir par rapport à l'année 2008. Le nouvel aéroport est entré en activité en 2009 avec une capacité d'accueil initiale de 5 millions de passagers par an, tout en tenant compte de la possibilité de l'étendre progressivement à une capacité maximale de 20 millions de passagers par an.

par BATES et GRANGER en 1969. Depuis, un grand nombre d' tudes portant sur la combinaison de pr visions ont  t  faites   l'instar de DICKINSON (1973), GRANGER, RAMANATHAN (1984) et MIN, ZELLNER (1993).

L'objectif de cette approche est d'obtenir des pr visions plus stables et plus pr cises et ce en combinant les avantages des diff rents mod les individuels de pr vision. En effet, les r sultats empiriques issus de la litt rature g n rale de pr vision (CHAN et al., 1999 ; DIEBOLD, PAULY, 1990) montrent que la combinaison des pr visions fournies par diff rents mod les peut am liorer consid rablement la performance pr visionnelle par rapport aux pr visions individuelles. Ceci dit, plusieurs techniques de combinaison de pr visions ont  t  d velopp es,   savoir : la technique de combinaison simple, la technique de variances-covariances, la technique de r gression, etc.

Malgr  l'efficacit  de cette m thode dans l'am lioration de la pr cision des pr visions, il n'y a eu pratiquement aucun travail empirique dans le contexte touristique s'int ressant   la m thode de combinaison de pr visions,   l'exception de l' tude men e par FRITZ et al. (1984) et de celle de WONG et al. (2007) qui r v lent que la performance relative de cette m thode varie selon les flux de touristes par origine-destination et selon la technique de combinaison utilis e.

Ceci  tant, il est toutefois n cessaire, pour pouvoir effectuer la pr vision, d'identifier les facteurs qui influent sur la demande du tourisme international. Les influences cl s comprennent les go ts des consommateurs, leurs niveaux de revenu, le prix et la qualit  du produit ou du service en question et les prix des autres produits ou services, particuli rement les produits de substitution proches.

En ce qui concerne la variable d pendante, LIM (2006) r v le que la demande du tourisme international peut  tre mesur e en termes d'arriv es et/ou d parts de touristes, des d penses et/ou recettes touristiques, des exportations et/ou importations de voyage, de la dur e de s jour, du nombre de nuit es... Les arriv es et/ou d parts de touristes sont la variable d pendante la plus fr quemment utilis e dans les travaux de recherche touristiques (LI et al., 2005 ; WONG et al., 2007 ; SONG et al., 2003 ; KULENDRAN, KING 1997). Elle inclut : le nombre de visites ou voyages ; les flux de touristes ou visiteurs ; le nombre de touristes ou visiteurs vacanciers (par habitant) en voyage ind pendant (vols r guliers), en voyage   prix forfaitaire (vols charters) et en voyage par voie terrestre ou maritime ; la part des arriv es de touristes ; la proportion des touristes   une destination particuli re ; le taux de visite ; le total des d parts des citoyens moins les citoyens non rentr s ; et le nombre ou la proportion des touristes d'affaires et de loisirs s par ment dans le nombre total de touristes.

WITT et al. (1992) est l'unique  tude ayant utilis  la pr sence de tourisme de conf rence comme variable d pendante.

Quant aux variables explicatives, elles diffèrent selon l'approche de la demande adoptée : soit l'approche de la demande classique (prix et revenu), soit l'approche de la demande induite par l'offre.

La plupart des travaux de recherche élaborés dans le cadre de la théorie de la demande classique considèrent le modèle général de la demande touristique typiquement estimé suivant :

$$DT_{ij} = f(Y_j, TC_{ij}, RP_{ij}, ER_{ij}, QF_i)$$

avec :

DT_{ij} : la demande pour les services internationaux de voyage près de l'origine j pour la destination i ;

Y_j : le revenu de l'origine j ;

TC_{ij} : coût de transport entre la destination i et l'origine j ;

RP_{ij} : les prix relatifs (il s'agit du ratio des prix dans la destination i par rapport aux prix dans l'origine j et dans des destinations alternatives) ;

ER_{ij} : le taux de changes de devises, mesuré comme les unités de devise de la destination i par unité de devise de l'origine j ;

QF_i : facteurs qualitatifs dans la destination i .

Nous notons une multitude de travaux de recherche qui s'inscrivent dans cette optique dont LIM (2006), EDWARDS (1976), EDWARDS (1979), LIM et McALEER (2001), WONG et al. (2007), LAI, LU (2005)...

En revanche, les études adoptant l'approche de la demande induite par l'offre dans le contexte touristique sont peu nombreuses. En effet, PICHERY et OUEFFELLI (1998) ont exprimé la demande touristique européenne en Tunisie mesurée par les entrées de touristes ou par le nombre de nuitées dans les moyens d'hébergements, en fonction de l'offre captée par la capacité d'accueil mise en exploitation. Par ailleurs, DUPONT (2006) analyse l'influence des capacités aériennes sur le niveau de la demande touristique à la Martinique, et ce en utilisant comme variable le nombre de sièges des compagnies aériennes disponibles par année entre Paris et la Martinique. Enfin, dans une étude très récente, OUEFFELLI (2008) explique la demande européenne pour le tourisme tunisien aussi bien en fonction du prix et du revenu qu'en fonction de l'offre touristique.

Le but de ce travail de recherche consiste alors d'une part à confirmer ou infirmer la proposition que la méthode de combinaison de prévisions permet d'aboutir à une meilleure précision des résultats prédictifs et d'autre part à inclure des techniques économétriques modernes de prévision (SARIMA, VAR et ECM) en comparaison de la combinaison par rapport à la précision de la prévision issue de chacun de ces modèles individuels. Ces résultats seront vérifiés par une application relative à la prévision des flux de passagers par aéroport tunisien, à partir de données couvrant la période de janvier 1997 à décembre 2012.

Le reste de l'article est organisé comme suit. La section 2 explique le choix

des facteurs susceptibles d'influencer le trafic a rien par a roport tunisien et d crit les sources de donn es. La section 3 d veloppe les diff rentes m thodes  conom triques individuelles et pr sente la m thode de combinaison de pr visions. Les r sultats empiriques feront l'objet de la section 4, pour enfin conclure dans la section 5.

2. LES DONN ES

Pr c demment, nous avons pr sent  les influences cl s de la demande touristique du transport a rien dans la litt rature. En effet,   travers plusieurs  tudes telles que WONG et al. (2007), KULENDRAN, KING (1997), MARTIN, WITT (1989), WITT, WITT (1995), nous remarquons que les variables les plus fr quemment utilis es sont les arriv es de touristes comme variable d pendante tandis que pour les variables explicatives on consid re habituellement le prix du tourisme, le revenu du consommateur, des variables dummies saisonni res, des variables dummies repr sentant certains  v nements sp ciaux (par exemple, les  v nements du 11 septembre 2001), des *time trends* ainsi que l'offre touristique dans le cas de la th orie de la demande induite par l'offre (DUPONT, 2006 ; PICHERY, OUERFELLI, 1998 ; OUERFELLI, 2008).

Du moment que, dans ce travail de recherche, nous nous int ressons   la pr vision du trafic a rien de passagers par a roport tunisien, nous devons choisir des variables qui repr sentent les caract ristiques d'un a roport et selon lesquelles des  carts de flux de passagers peuvent exister entre les diff rents a roports tunisiens.

De ce fait, les variables qui peuvent  tre retenues sont les suivantes :

- les flux de passagers (la variable d pendante) ;
- la qualit  de l'offre (capacit  de l'avion, nombre de vols offerts par les compagnies a riennes) ;
- le tarif a rien qui diff re selon la distance parcourue entre l'a roport de d part et l'a roport d'arriv e ;
- l'importance du tourisme dans la r gion o  se trouve l'a roport, qui peut  tre mesur e par la part de touristes de la r gion desservie par l'a roport consid r  par rapport au total des touristes r gionaux, ou encore le nombre de touristes par r gion tunisienne ;
- certains  v nements sp ciaux (le 11 Septembre 2001 aux USA, les attentats de Djerba en avril 2002, la r volution du 14 Janvier 2011 en Tunisie) repr sent s par des variables indicatrices qui prennent la valeur 1 l  o  l' v nement s'est produit et z ro ailleurs.

En Tunisie, on compte neuf a roports internationaux,   savoir : l'A roport International Tunis-Carthage (AITC), l'A roport International Monastir Habib Bourguiba (AIMHB), l'A roport International Djerba-Zarzis (AIDZ), l'A roport International Enfidha-Hammamet (AIEH), l'A roport Interna-

tional Sfax-Thyna (AIST), l'Aéroport International Tozeur-Nafta (AITN), l'Aéroport International Tabarka-Ain Drahem (AITAD), l'Aéroport International Gafsa-Ksar (AIGK) et l'Aéroport International Gabès-Matmata (AIGM). Ces aéroports sont gérés par l'Office de l'Aviation Civile et des Aéroports (OACA).

Dans cet article, nous allons nous focaliser sur les trois principaux aéroports internationaux en termes de trafic passagers, soit l'AITC, l'AIMHB et l'AIDZ, représentant respectivement 39,53 %, 30,49 % et 21,72 % du trafic total des aéroports.

L'étude est menée sur des données mensuelles tunisiennes et couvrent la période 1997m1-2012m12. Pour l'estimation, nous utiliserons les données entre janvier 1997 et décembre 2011 ; les douze observations qui restent, c'est-à-dire de janvier 2012 jusqu'à décembre 2012 seront utilisées pour la prévision et l'évaluation de la performance prédictive issue du modèle estimé à partir des observations antérieures. Les données sont issues de l'Office de l'Aviation Civile et des Aéroports (OACA) et de l'Office National du Tourisme Tunisien (ONTT).

Compte tenu de l'indisponibilité des données relatives au tarif aérien, nous allons adopter l'approche de la demande induite par l'offre. Par conséquent, les variables à retenir sont comme variable dépendante, les flux de passagers (FP) et comme variables explicatives :

- l'offre de vols (VO) ;
- le nombre ou entrées de touristes (NT) ;
- certains événements spéciaux, pris en compte sous forme de variables indicatrices (exemples : les événements du 11 septembre 2001 [D_1] ; les attentats de Djerba en avril 2002 [D_2] ; la révolution du 14 Janvier 2011 en Tunisie [D_3]).

Toutes les variables à l'exception des variables indicatrices sont transformées en logarithme et le modèle log-linéaire ou double logarithmique est utilisé pour expliquer la relation entre la demande du transport aérien et ses déterminants (WONG et al., 2007).

3. PRÉSENTATION DES MÉTHODES

3.1. LES MÉTHODES INDIVIDUELLES DE PRÉVISION

Dans notre étude, l'accent est mis sur l'analyse de Box-Jenkins à travers le modèle ARIMA saisonnier ou SARIMA. Nous nous intéressons également à l'étude du modèle à correction d'erreur (ECM) et au modèle autorégressif vectoriel (VAR).

Ce choix pour cette étude s'explique par le fait que ces méthodes ont été largement utilisées avec succès dans la prévision de la demande du tourisme

international (LI et al., 2005 ; WONG et al., 2007 ; SONG et al., 2003 ; KULENDRAN, KING, 1997...).

3.1.1. Le modèle SARIMA

Plusieurs séries chronologiques ont un « profil saisonnier » accentué, c'est-à-dire que les données relatives à un mois (ou trimestre) de différentes années ont tendance à se situer de façon analogue par rapport à la moyenne annuelle. C'est ce qui a permis de penser qu'il serait intéressant, dans un modèle ARIMA, de faire intervenir des décalages multiples de 12, pour des données mensuelles par exemple (GOURIÉROUX, MONFORT, 1995).

A cet effet, BOX et JENKINS (1976) ont proposé un type particulier de modèles saisonniers : il s'agit du modèle multiplicatif ARIMA saisonnier ou SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) $_s$, qui s'écrit sous la forme :

$$\phi_p(L)\Phi_p(L^s)\Delta^d\Delta_s^D y_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\epsilon_t \quad (1)$$

où : s est la période de saisonnalité ($s = 12$ pour des séries mensuelles, $s = 4$ pour des séries trimestrielles...); L est l'opérateur retard ($L.y_t = y_{t-1}$); $\Delta = 1 - L$, $\Delta_s = 1 - L^s$; ϕ_p , Φ_p , θ_q , Θ_Q sont des polynômes de degrés p , P , q , Q et dont les racines sont de module strictement supérieur à 1; ϵ_t est un bruit blanc; d et D sont respectivement les ordres de différenciation non saisonnière et saisonnière.

La saisonnalité peut être détectée soit graphiquement en examinant les fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF) nécessaires pour l'identification des modèles ARIMA appropriés, soit à l'aide de tests de détection de racines unitaires saisonnières : le test de HASZA et FULLER (1982), le test de OSBORN, CHUI, SMITH et BIRCHENHALL (OCSB, 1988) et le test de HYLLEBERG, ENGLE, GRANGER et YOO (HEGY, 1990).

Le test adopté dans cette recherche est le test de HASZA et FULLER (1982) qui se base sur le modèle suivant :

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-s} + \alpha_3 y_{t-s-1} + \epsilon_t \quad (2)$$

où ϵ_t est un bruit blanc. L'hypothèse nulle est $H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = -\alpha_3 = 1$.

Si H_0 est vraie, alors la série (y_t) admet des racines unitaires saisonnières, c'est-à-dire que la série est saisonnière d'ordre 12 et le filtre de différenciation saisonnière $(1-L^{12})$ est alors nécessaire pour désaisonnaliser la série (DICKEY et al., 1984 ; HASZA, FULLER, 1982).

Ceci dit, il convient de signaler qu'un cas particulier du modèle SARIMA est le modèle SARIMA(0,1,1)(0,1,1). Il est souvent connu sous le nom de « *airline model* » car BOX et JENKINS (1976) ont d'abord illustré son utilisation sur les données du voyage aérien et il s'est avéré que c'est le modèle le plus approprié à modéliser le comportement des séries chronologiques attachées à l'industrie du transport aérien de passagers, ce qui sera vérifié dans le cadre

de notre étude.

3.1.2. L'approche multivariée des séries temporelles : les modèles ECM et VAR

3.1.2.1. La cointégration et le modèle ECM

La découverte que plusieurs séries temporelles économiques peuvent contenir une racine unitaire a stimulé le développement de la théorie de l'analyse des séries temporelles non-stationnaires. ENGLE et GRANGER (1987) montrent qu'une combinaison linéaire de deux ou plusieurs variables non-stationnaires peut être stationnaire. Si une telle combinaison linéaire stationnaire existe, alors les séries non-stationnaires sont dites cointégrées. La combinaison linéaire stationnaire est appelée l'équation de cointégration et peut être interprétée comme une relation d'équilibre de long-terme entre les variables.

La présence d'une relation de cointégration constitue la base de la spécification à correction d'erreur. Ceci est prouvé à l'aide du théorème de représentation de GRANGER qui montre que si y_t et x_t sont $I(1)$ et cointégrés, alors il existe une représentation à correction d'erreur, avec $z_t = y_t - \alpha x_t$, de la forme :

$$\delta_1(L)\Delta y_t = \omega_1(L)\Delta x_t - \gamma_1 z_{t-1} + \theta(L)\epsilon_t \quad (3)$$

où ϵ_t est un bruit blanc.

Le modèle à correction d'erreur consiste donc à proposer dans un modèle intégré une représentation statique qui constitue une composante de long terme (la relation de cointégration) et une représentation dynamique de court terme (l'ajustement à cette composante).

D'une manière générale, le modèle ECM s'écrit comme suit:

$$\Delta y_t = \sum_{k=1}^p a_k \Delta y_{t-k} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^q b_{ij} \Delta x_{it-j} + c [y_{t-1} - \alpha_0 - \sum_{i=1}^n \alpha_i x_{it-1}] + \epsilon_t \quad (4)$$

où les variables interviennent soit à travers leurs différences premières (supposées stationnaires), soit à travers un terme d'écart à la cible de long terme, à la période précédente (qui doit être stationnaire si la théorie économique sous-jacente est pertinente).

Pour vérifier l'existence de relation de cointégration, divers tests sont mis en place, à savoir le test en deux étapes d'ENGLER et GRANGER (1987), le test de JOHANSEN (1988) et le test de BANERJEE, DOLADO et MESTRE (1995). Dans cette étude, le test utilisé est celui de JOHANSEN (1988) effectué directement sous E-Views.

Du moment que des données mensuelles sont utilisées dans l'estimation du modèle, toutes les séries étaient sujets au test de détection des racines unitaires saisonnières, à savoir le test de HASZA et FULLER (1982) présenté

pr ec edemment. Les r esultats du test montrent que toutes les variables admettent des racines unitaires saisonni res, ce qui n ecessite de les d esaisonnaliser   l'aide du filtre de diff erenciation saisonni re $(1 - L^{12})$.

3.1.2.2. La mod elisation autor egressive vectorielle (VAR)

Le mod ele VAR est une technique d'estimation de syst eme d' equations qui a  t e propos ee par SIMS en 1980 comme solution au probl eme d'unidimensionnalit e de l'approche univari ee des s eries temporelles.

Un avantage majeur des mod eles VAR est qu'aucune hypoth ese n'est n ecessaire quant au comportement des variables exog enes durant l'horizon de pr evision. Toutes les variables des mod eles VAR,   l'exception des variables d eterministes telles que les variables trend et les variables indicatrices, sont endog enes et les pr evisions dynamiques se calculent facilement.

Dans ce travail, hormis les variables indicatrices, toutes les variables explicatives sont consid er ees comme endog enes. La d etermination de l'ordre de d ecalage p de ces variables permet de conna tre la longueur de la dynamique dans le processus, ce qui aurait une influence sur les pr evisions. La s election du mod ele appropri e peut se faire directement sous E-VIEWS, et ce sur la base des crit eres d'information d'AKAIKE (AIC), de SCHWARZ (SC), de HANNAN-QUINN (HQ) ainsi que sur le crit ere FPE (*Final Prediction Error*).

3.2. LA M ETHODE DE COMBINAISON DE PR EVISIONS

Comme nous l'avons d ej a mentionn e, plusieurs m ethodes de combinaison de pr evision ont  t e d evelopp ees dans la litt erature. La technique utilis ee dans cette  tude est la technique de combinaison   moyenne simple. Le choix de cette approche se justifie non seulement par son application simple, mais aussi par le fait qu'elle a  t e largement employ ee dans les travaux empiriques inh erents   la litt erature g en erale de pr evision (WONG et al., 2007).

Dans la combinaison des pr evisions g en er ees par deux ou trois mod eles, il est important de d ecider des poids qui seront attribu es   chacun des mod eles participant   la combinaison. Dans la combinaison de pr evision simple, le poids est attribu e de fa on  gale,   chacune des pr evisions individuelles.

La pr evision issue de la combinaison est donn ee par :

$$f_c = \sum_{i=1}^n w_i f_i \quad (5)$$

o  f_i est la $i^{\text{ eme}}$ pr evision individuelle, f_c est la pr evision issue de la combinaison g en er ee par les n pr evisions individuelles f_i et w_i est le poids de combinaison attribu e   f_i . Dans la combinaison   moyenne simple, les poids peuvent  tre sp ecifi es comme suit: $w_i = 1/n$.

3.3. ÉVALUATION DE LA PRÉVISION

L'estimation de la performance prévisionnelle est basée normalement sur des prévisions ex-post. Il existe différentes mesures de performance prévisionnelle ou plus exactement de la grandeur des erreurs de prévision. Avant de les présenter, il y a lieu d'abord d'étudier les sources potentielles d'erreurs de prévision.

Les erreurs de prévisions peuvent provenir de diverses sources : i) les modèles utilisés ; ii) les données (indisponibilité, collecte, période d'échantillon choisie pour estimer le modèle) ; iii) l'interaction entre les modèles et les données ; et iv) les chocs ne pouvant pas être anticipés.

Afin d'examiner et de comparer la précision des différentes méthodes de prévision considérées, il est nécessaire de choisir une mesure particulière de précision ou de performance prévisionnelle. La mesure la plus fréquemment utilisée dans les travaux empiriques est l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE : *Mean Absolute Percentage Error*) (WONG et al., 2007 ; LI et al., 2005). D'autres mesures d'erreurs de prévision comportent la MAE, la MSPE, la RMSPE et la statistique U de THEIL. Cependant, puisque ces critères sont moins utilisés comparés à la MAPE, nous avons choisi dans cette étude d'évaluer la précision des résultats prédictifs des différents modèles selon la MAPE qui se calcule comme suit :

$$MAPE = \left(\sum_{t=1}^h |e_t| / y_t \right) / h \quad (6)$$

où e_t est l'erreur de prévision, y_t est la valeur actuelle de la variable de prévision, et h est la longueur de l'horizon de prévision. La meilleure méthode de prévision correspond à la MAPE la plus faible.

4. RÉSULTATS EMPIRIQUES

Le lien entre les différentes variables retenues (FP, NT, VO, D₁, D₂, D₃) a été modélisé par :

$$\text{- SARIMA}(p,d,q)(P,D,Q)_s : \quad \phi_p(L)\Phi_p(L^s)\Delta^d\Delta_s^D y_t = \theta_q(L)\Theta_q(L^s)\epsilon_t \quad (7)$$

avec $y_t = \text{LFP}$ (Logarithme des flux de passagers).

- VAR(p) :

$$Y_t = c + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t, \text{ ou encore } \Phi(L)Y_t = c + \epsilon_t \quad (8)$$

avec Y_t le vecteur des variables endogènes stationnaires à l'aide du filtre $\Delta = (1-L)$ et désaisonnalisées par le filtre de différenciation saisonnière $\Delta_{12} = (1-L^{12})$ tel que $Y_t = [\Delta\Delta_{12}LFP, \Delta\Delta_{12}LNT, \Delta\Delta_{12}LVO]$ où LFP est le Logarithme des flux de passagers, LNT le Logarithme des entrées de touristes, LVO le Logarithme du nombre de vols offerts par les compagnies aériennes.

- ECM :

$$\Delta y_t = \sum_{j=1}^p a_j \Delta y_{t-j} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p b_{ij} \Delta x_{it-j} + c [y_{t-1} - \alpha_0 - \sum_{i=1}^n \alpha_i x_{it-1}] + \epsilon_t \quad (9)$$

avec y_t repr esentant la variable d ependante d saisonnalis e ($\Delta_{12}LFP$) et x_{it}  tant le vecteur des variables explicatives d saisonnalis es ($\Delta_{12}LNT$, $\Delta_{12}LVO$). n est le nombre de variables explicatives, p repr esente le nombre de retards des variables en diff erence premi ere.

Pr esentons maintenant les diff erentes variables du mod ele par a roport tunisien. Les Figures 1   3 montrent que les s eries d saisonnalis es sont non stationnaires. Ce constat est confirm e gr ace au test de PHILLIPS-PERRON appliqu e sur les s eries en niveaux et en diff erences premi eres. Les r esultats du test² r ev elent que les s eries sont int egr ees de m eme ordre 1. Il est donc possible qu'elles soient coint egr ees. Afin de v erifier l'existence d'une relation de coint egration entre les variables, on a appliqu e le test de coint egration de JOHANSEN (1988)³ qui a permis de conclure   l'existence de deux relations de coint egrations entre les variables : une relation de coint egration entre $\Delta_{12}LFP$ et $\Delta_{12}LVO$ et une autre entre $\Delta_{12}LNT$ et $\Delta_{12}LVO$.

Figure 1 : Pr esentations graphiques des s eries d saisonnalis es (AITC)

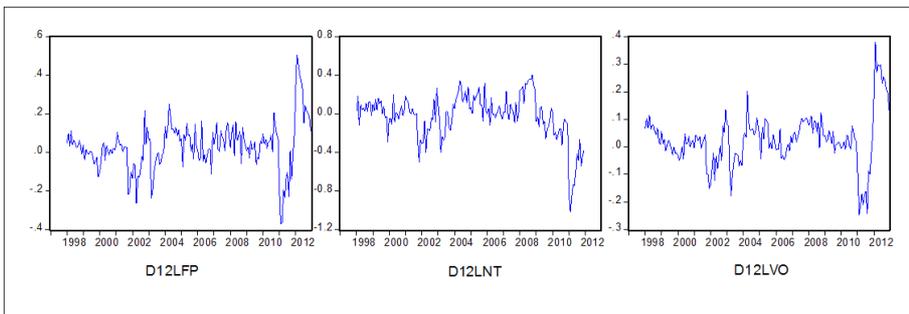
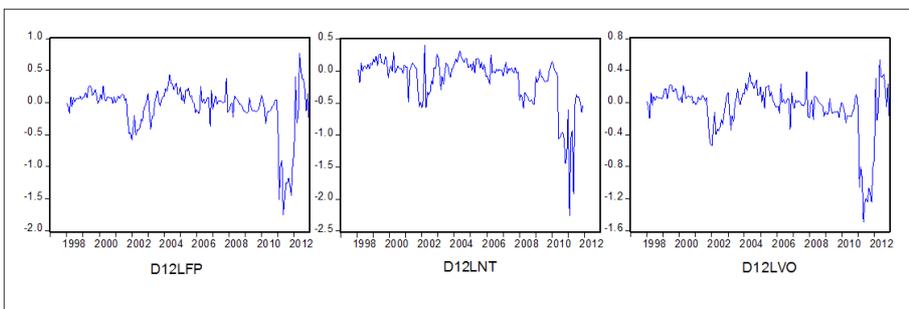


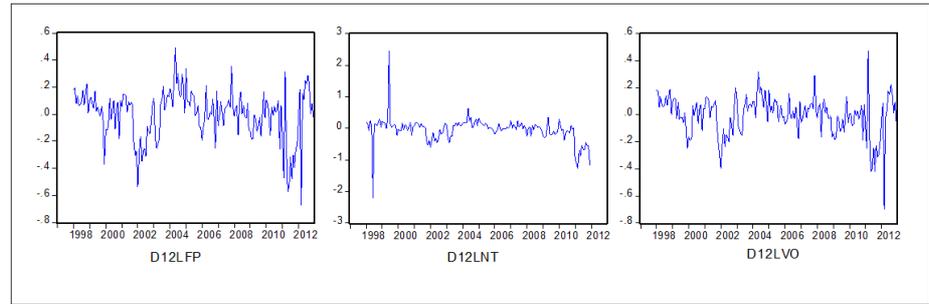
Figure 2 : Pr esentations graphiques des s eries d saisonnalis es (AIMHB)



² Les r esultats du test de PHILLIPS-PERRON figurent en Annexe.

³ Les r esultats du test de JOHANSEN figurent en Annexe.

Figure 3 : Présentations graphiques des séries désaisonnalisées (AIDZ)



A travers les modèles ECM estimés et présentés ci-dessous, nous proposons d'étudier l'impact des événements révolutionnaires du 14 Janvier 2011 sur le trafic aérien de chaque aéroport tunisien. Comme précisé précédemment, cet événement est approximé par une variable dummy (D_3). Les chiffres entre crochets représentent les statistiques de $STUDENT$.

- Pour l'AITC :

$$\begin{aligned} \Delta(\Delta_{12}LFP) = & -0,419(\Delta_{12}LFP(-1)) - 1,031\Delta_{12}LVO(-1) - 0,005 \\ & [-2,78] \quad \quad \quad [-11,97] \quad \quad \quad [-0,83] \\ & +0,14(\Delta_{12}LNT(-1)) - 4,07\Delta_{12}LVO(-1) + 0,066 \\ & [3,65] \quad \quad \quad [-9,62] \quad \quad \quad [2,25] \\ & -0,18\Delta(\Delta_{12}LFP(-1)) - 0,063\Delta(\Delta_{12}LNT(-1)) \\ & [-1,22] \quad \quad \quad [-1,11] \\ & +0,032\Delta(\Delta_{12}LVO(-1)) - 0,233D_3 \\ & [0,15] \quad \quad \quad [-2,98] \end{aligned}$$

- Pour l'AIMHB :

$$\begin{aligned} \Delta(\Delta_{12}LFP) = & 0,019(\Delta_{12}LFP(-1)) - 1,186\Delta_{12}LVO(-1) - 0,009 \\ & [0,058] \quad \quad \quad [-50,78] \quad \quad \quad [-1,23] \\ & -0,015(\Delta_{12}LNT(-1)) + 5,07\Delta_{12}LVO(-1) + 0,755 \\ & [-1,76] \quad \quad \quad [2,65] \quad \quad \quad [1,30] \\ & -0,046\Delta(\Delta_{12}LFP(-1)) - 0,108\Delta(\Delta_{12}LNT(-1)) \\ & [-0,15] \quad \quad \quad [-1,62] \\ & -0,118\Delta(\Delta_{12}LVO(-1)) - 0,284D_3 \\ & [-0,36] \quad \quad \quad [-1,53] \end{aligned}$$

- Pour l'AIDZ :

$$\begin{aligned}
\Delta(\Delta_{12}LFP) &= 0,122(\Delta_{12}LFP(-1)) - 1,445\Delta_{12}LVO(-1) - 0,008 \\
&\quad [0,42] \quad \quad \quad [-18,74] \quad \quad \quad [-0,98] \\
&+ 0,1(\Delta_{12}LNT(-1)) - 2,374\Delta_{12}LVO(-1) + 0,015 \\
&\quad [1,80] \quad \quad \quad [-6,47] \quad \quad \quad [0,39] \\
&- 0,914\Delta(\Delta_{12}LFP(-1)) - 0,306\Delta(\Delta_{12}LFP(-2)) \\
&\quad [-3,15] \quad \quad \quad [-1,21] \\
&- 0,05\Delta(\Delta_{12}LNT(-1)) - 0,06\Delta(\Delta_{12}LNT(-2)) \\
&\quad [-1,06] \quad \quad \quad [-1,71] \\
&+ 0,61\Delta(\Delta_{12}LVO(-1)) - 0,016\Delta(\Delta_{12}LVO(-2)) \\
&\quad [1,79] \quad \quad \quad [-0,05] \\
&- 0,052D_2 - 0,207D_3 \\
&\quad [-0,37] \quad [-1,48]
\end{aligned}$$

En effet, la crise actuelle suite aux  v nements r volutionnaires du 14 Janvier 2011 repr sente la crise la plus importante dans l'histoire du tourisme et du transport a rien tunisien. Bien que la r volution soit termin e en tant que telle, une crise de confiance des voyageurs pourrait co ter cher au pays qui est connu en tant que destination pr f r e d'une client le recherchant un bas prix. En effet, les statistiques g n rales publi es par l'Office de l'Aviation Civile et des A roports (OACA) r v lent une chute consid rable des flux de passagers de l'ordre de 27,4 % au cours de l'ann e 2011, soit 8,229 millions de passagers contre plus de onze millions de voyageurs au cours de l'ann e 2010.

L'analyse des  quations *supra* relatives aux a roports tunisiens r v le que la r volution du 14 Janvier 2011 a un impact n gatif et significatif sur le trafic a rien de l'a roport de Tunis (AITC). En revanche, cet impact est non significatif sur le trafic des a roports de Monastir (AIMHB) et de Djerba (AIDZ).

Ainsi, les  tapes d'identification, d'estimation et de validation⁴ ont permis de retenir les mod les *infra* pour g n rer les pr visions ex-post   l'horizon de douze mois.

$$\begin{array}{l}
\text{- Pour l'AITC} \\
\text{- Pour l'AIMHB}
\end{array}
\left\{ \begin{array}{l}
SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12} : \textit{airline model} \\
VAR(3) \\
ECM \textit{ avec des variables en diff rences premi res} \\
\textit{ retard es d'une p riode : } p=1 \\
SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12} : \textit{airline model} \\
VAR(2) \\
ECM \textit{ avec des variables en diff rences premi res} \\
\textit{ retard es d'une p riode : } p=1
\end{array} \right.$$

⁴ L' tape de validation se fait   l'aide du test du « Portemanteau » dont l'hypoth se nulle suppose l'absence d'autocorr lation des r sidus.

$$- \text{ Pour l'AIDZ } \left\{ \begin{array}{l} \text{SARIMA}(0,1,1)(0,1,1)_{12} : \text{airline model} \\ \text{VAR}(2) \\ \text{ECM avec des variables en différences premières} \\ \text{retardées d'une période : } p=2 \end{array} \right.$$

Les modèles SARIMA, VAR et ECM estimés permettent de fournir des prévisions en données filtrées (stationnaires et désaisonnalisées). Or, le calcul de la MAPE pour l'évaluation de la précision prévisionnelle doit se faire sur des données brutes. Le passage des données filtrées aux données brutes se fait comme suit :

$$\begin{aligned} (\Delta \Delta_{12} \text{LogFP})_t &= (1-L)(1-L^{12}) \text{LogFP}_t \\ &= \text{LogFP}_t - \text{LogFP}_{t-1} - \text{LogFP}_{t-12} + \text{LogFP}_{t-13} \end{aligned} \quad (10)$$

d'où :

$$\begin{aligned} \text{FP}_t &= \exp(\text{LogFP}_t) \\ &= \exp(\Delta \Delta_{12} \text{LogFP}_t + \text{LogFP}_{t-1} + \text{LogFP}_{t-12} - \text{LogFP}_{t-13}) \end{aligned}$$

L'échelle employée pour la MAPE est celle de LEWIS (1982), qui considère qu'une prévision affichant une MAPE :

- . Inférieure à 10 % est hautement efficace ;
- . Entre 10 % et 20 % est bonne ;
- . Entre 20 % et 50 % est raisonnable ;
- . Supérieure à 50 % est inefficace.

Les résultats présentés dans le Tableau 1 indiquent que pour l'ensemble des aéroports, la prévision issue des modèles individuels est hautement efficace seulement dans le cas de l'AITC avec le modèle SARIMA qui fournit également de bonnes prévisions pour le cas de l'AIMHB et l'AIDZ. Pour les modèles VAR et ECM, les prévisions sont raisonnables pour l'AITC et l'AIDZ, mais inefficaces pour le cas de l'AIMHB. Les erreurs de prévision peuvent être dues dans le cas de l'AITC au choc externe, à savoir la révolution du 14 Janvier 2011, puisque cet événement a eu un impact significatif sur le trafic de cet aéroport. Les autres événements spéciaux pris en compte dans notre étude, comme les attentats du 11 Septembre et les attaques de Djerba en 2002, n'ayant pas d'impacts significatifs sur le trafic aérien de passagers des trois aéroports étudiés, ne représentent pas des sources d'erreurs de prévision. Celles-ci peuvent alors être attribuables aux interactions entre les modèles utilisées et les données (STEKLER, 2007).

Le Tableau 1 et la Figure 4 montrent que la prévision individuelle fournie par le modèle ECM est la prévision la moins précise avec une MAPE égale à 29,83 %. Cette prévision peut être améliorée en la combinant avec la prévision issue du modèle VAR. En effet, la prévision de la combinaison (VE) est meilleure que la prévision individuelle la plus mauvaise (E). Par ailleurs, les prévisions issues des combinaisons (SE) et (SVE) sont meilleures en terme de MAPE que les prévisions individuelles (V) et (E). On

peut donc dire que la méthode de combinaison de prévisions permet d'éviter ou de réduire le risque d'échec total de la prévision. En revanche, nous notons que le modèle individuel SARIMA « *airline model* » fournit des prévisions plus précises que les prévisions combinées (SV), (SE) et (SVE).

Tableau 1 : MAPE pour les prévisions individuelles et les prévisions issues des différentes combinaisons des flux de passagers par aéroport tunisien, période d'échantillon 2012m1-2012m12

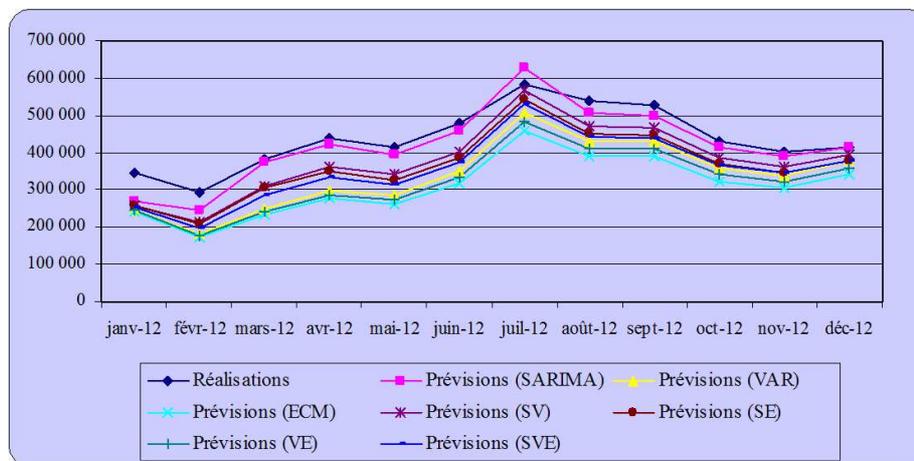
	AITC	AIMHB	AIDZ
SARIMA(S)	6,72	17,16	13,53
VAR (V)	23,76	64,63	32,89
ECM (E)	29,83	87,54	44,28
SV	14,61***	31,41***	21,04***
SE	17,65**	42,86**	26,74**
VE	26,79**	76,08**	38,59**
SVE	19,69**	50,12**	28,79**

SV = combinaison (SARIMA + VAR) ; SE = combinaison (SARIMA + ECM) ; VE = combinaison (VAR + ECM) ; SVE = combinaison (SARIMA + VAR + ECM). (*) indique que la combinaison de prévision est meilleure que la prévision individuelle la plus précise incluse dans la combinaison.

(**) indique que la prévision issue de la combinaison est meilleure que la prévision individuelle la plus mauvaise.

(***) La méthode individuelle de prévision est meilleure que la méthode de combinaison de prévisions.

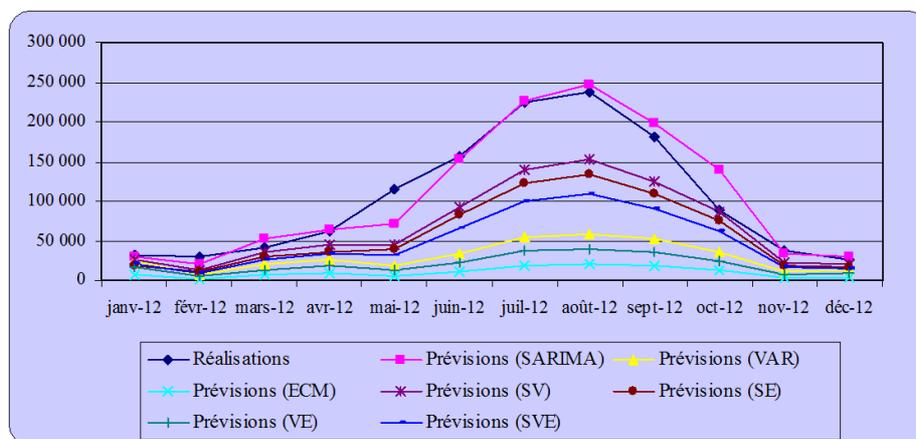
Figure 4 : Graphique comparatif de la performance prévisionnelle des différents modèles (AITC)



Par conséquent, dans le cas de l'AITC, la méthode de combinaison de prévisions n'aboutit pas à de meilleurs résultats prédictifs. En effet, il s'est avéré que la prévision individuelle (S) est plus précise que toutes les combinaisons de prévisions possibles.

Vérifions si c'est le cas pour le deuxième aéroport (AIMHB). La lecture du Tableau 1 et l'observation de la Figure 5 permettent de noter que la prévision la moins précise est celle fournie par le modèle ECM avec une MAPE très élevée égale à 87,54 %. On peut donc conclure de l'inefficacité, voire de l'échec total de cette prévision. Toutefois, on constate que les combinaisons de prévisions (SE), (VE) et (SVE) permettent d'améliorer d'une façon significative la précision prévisionnelle du modèle individuel ECM en réduisant la valeur de la MAPE. Ainsi, la méthode de combinaison permet de réduire considérablement le risque d'échec total de la prévision fournie par l'ECM. En revanche, on peut remarquer que la prévision issue du modèle « *airline* » est meilleure que les prévisions générées par toutes les combinaisons dans lesquelles il est inclus, ce qui confirme le résultat trouvé dans le cas de l'AITC.

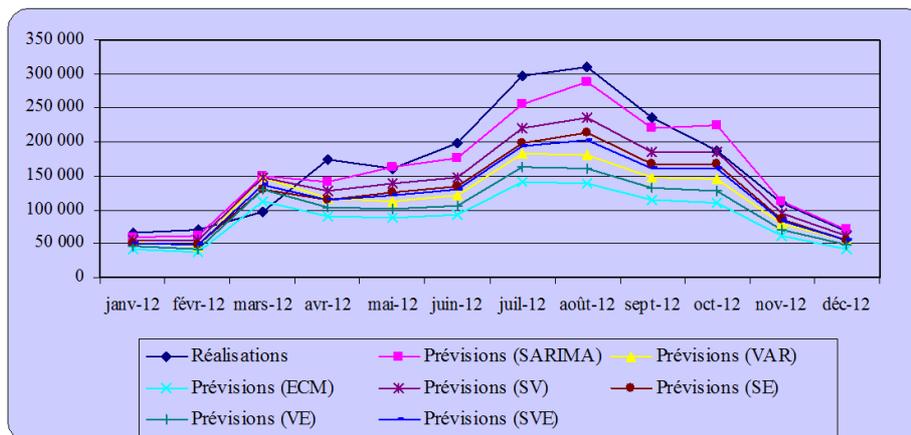
Figure 5 : Graphique comparatif de la performance prévisionnelle des différents modèles (AIMHB)



En ce qui concerne le dernier aéroport (AIDZ), la lecture du Tableau 1 permet de constater que la prévision générée par le modèle ECM est la moins précise puisqu'elle correspond à la MAPE la plus élevée (44,28 %). Ce constat est confirmé par la Figure 6. En revanche, les combinaisons de prévisions (SE), (VE) et (SVE) sont meilleures que la prévision individuelle la plus mauvaise, à savoir la prévision fournie par le modèle ECM. Ainsi, la méthode de combinaison permet d'éviter le risque d'échec total de la prévision. Par ailleurs, la combinaison (SV) permet d'améliorer la prévision produite par le modèle VAR mais elle n'est pas meilleure que la prévision individuelle générée par le modèle « *airline* » qui a la MAPE la plus faible

(13,53 %).

Figure 6 : Graphique comparatif de la performance pr visionnelle des diff rents mod les (AIDZ)



Par cons quent, dans le cas de l'AIDZ comme dans les deux cas pr c dents, la m thode de combinaison de pr visions n'aboutit pas   de meilleurs r sultats pr dictifs. En effet, il s'est av r  que la pr vision individuelle (S) est plus pr cise que toutes les combinaisons de pr visions possibles. Certes, cette m thode permet d' viter le risque d' chec total de la pr vision, mais elle n'est pas toujours meilleure qu'une pr vision individuelle.

5. CONCLUSION

Plusieurs  tudes montrent que la m thode de combinaison de pr visions peut aboutir   une meilleure pr cision des r sultats pr dictifs. L'objectif de ce travail de recherche  tait de tester cette proposition dans un contexte touristique de demande du transport a rien de passagers, et ce   travers une  tude comparative des performances pr visionnelles entre la m thode de combinaison et les mod les individuels inclus dans les diff rentes combinaisons possibles.

L'analyse empirique a port  sur la pr vision du trafic a rien de passagers des trois principaux a roports tunisiens en termes de flux, l'A roport International Tunis-Carthage (AITC), l'A roport International Monastir Habib Bourguiba (AIMHB) et l'A roport International Djerba-Zarzis (AIDZ), et ce   l'aide des mod les SARIMA, VAR et ECM ainsi que la m thode de combinaison simple.

Les r sultats obtenus montrent que la m thode de combinaison de pr visions peut ne pas aboutir   une meilleure pr cision. Cependant, cette technique permet de r duire le risque d' chec total de la pr vision. Ce r sultat est conforme   l' tude empirique de WONG et al. (2007).

Enfin, lorsque l'on dispose de modèles économétriques pour fournir des prévisions mais sans être sûr de quel modèle génère les meilleures prédictions, combiner les prévisions de ces modèles serait la meilleure méthode pour aboutir à des résultats fiables vis-à-vis de la prise de décision dans le secteur du transport aérien, qu'il s'agisse :

- . d'anticiper suffisamment tôt les problèmes de capacité aéroportuaire et de navigation aérienne ;
- . de l'aménagement futur des aéroports ;
- . de l'ouverture d'une nouvelle ligne ;
- . ou de l'achat ou affrètement de nouveaux avions.

Comme extension à ce travail de recherche, nous pouvons proposer d'explorer d'autres techniques avancées de combinaison de prévisions telles que la technique de variances-covariances, la technique de régression de GRANGER et RAMANATHAN, afin d'analyser leur impact sur l'amélioration de la précision des prédictions de la demande touristique internationale en Tunisie.

REMERCIEMENTS : Je tiens à remercier infiniment Monsieur le Professeur Mohamed GOAIED pour l'approche de la rigueur scientifique, pour ses conseils et directives précieux, et pour son aide et ses encouragements tout au long de l'élaboration de ce travail.

BIBLIOGRAPHIE

BANERJEE A., DOLADO J.J., MESTRE R. (1995) **On the Power of Cointegration Tests: Dimension Invariance vs. Common Factors**. Queen's University, Department of Economics (Working Papers 922).

BATES J.M., GRANGER C.W.J. (1969) The combination of forecasts. **Operational Research Quarterly**, Vol. 20, n° 4, pp. 451-468.

BOX G.E.P., JENKINS G.M. (1976) **Time Series Analysis, Forecasting and Control**. San Francisco, Holden-Day.

CHAN Y.L., STOCK J.H., WATSON M.W. (1999) A dynamic factor model framework for forecast combination. **Spanish Economic Review**, Vol. 1, pp. 91-121.

DICKEY D.A., HASZA D.P., FULLER W.A. (1984) Testing for unit root in seasonal time series. **Journal of the American Statistical Association**, Vol. 79, n° 386, pp. 355-367.

DICKINSON J.P. (1973) Some statistical results on the combination of forecasts. **Operational Research Quarterly**, Vol. 24, pp. 253-260.

DIEBOLD F.X., PAULY P. (1990) The use of prior information in forecast combination. **International Journal of Forecasting**, Vol. 6, pp. 503-508.

DUPONT L. (2006) **Analyse des déterminants de la demande touristique aux Antilles Françaises**. Mars.

DWYER L., FORSYTH P. (2006) **International Handbook on The Economics of Tourism**. Edward Elgar, UK.

EDWARDS A. (1976) **International Tourism Development Forecast to 1985**. London, The Economist Intelligence Unit Limited (Special Report n° 33).

EDWARDS A. (1979) **International Tourism Development Forecasts to 1990**. London, The Economist Intelligence Unit Limited (Special Report n° 62).

EL AYECH H., TRABELSI A. (2003) **Les réseaux de neurones artificiels pour la prévision du trafic aérien de passagers. Construction et comparaison avec l'analyse de Box-Jenkins**.

ENGLE R.F., GRANGER C.W.J. (1987) Co-integration and error correction: representation, estimation and testing. **Econometrica**, Vol. 55, n° 2, pp. 251-276.

FRANSES P.H. (1999) **Time Series Models for Business and Economic Forecasting**. Cambridge University Press.

FRITZ R.G., BRANDON C., XANDER J. (1984) Combining time-series and econometric forecast of tourism activity. **Annals of Tourism Research**, Vol. 11, pp. 219-229.

GRANGER C.W.J., RAMANATHAN R. (1984) Improved methods of combining forecasts. **Journal of Forecasting**, Vol. 3, pp. 197-204.

HASZA D.P., FULLER W.A. (1982) Testing for nonstationarity parameters specifications in seasonal time series models. **The Annals of Statistics**, Vol. 10, n° 4, pp. 1209-1216.

HUNZIKER C., SCHODER T. (2008) **Prévisions pour le tourisme Suisse**. Secrétariat d'Etat à l'économie SECO, secteur tourisme, Confédération Suisse.

HYLLEBERG S., ENGLE R.F., GRANGER C.W.J., YOO B.S. (1990) Seasonal integration and co-integration. **Journal of Econometrics**, Vol. 44, pp. 215-238.

JOHANSEN S. (1988) Statistical Analysis of Cointegration Vectors. **Journal of Economic Dynamics and Control**, Vol. 12, n° 2-3, pp. 231-254.

KULENDRAN N., KING M.L. (1997) Forecasting international quarterly tourist flows using error-correction and time-series models. **International Journal of Forecasting**, Vol. 13, pp. 319-327.

- LAI S.L., LU W.L. (2005) Impact analysis of September 11 on air travel demand in the USA. **Journal of Air Transport Management**, Vol. 11, pp. 455-458.
- LEWIS C. D. (1982) **Industrial and business forecasting methods**. London, Butterworths.
- LI G., SONG H., WITT S.F. (2005) Recent developments in econometric modelling and forecasting. **Journal of Travel Research**, Vol. 44, pp. 82-99.
- LI G., SONG H., WITT S.F. (2006) Time varying parameter and fixed parameter linear AIDS: An application to tourism demand forecasting. **International Journal of Forecasting**, Vol. 22, pp. 57-71.
- LIM C., McALEER M. (2001) Cointegration analysis of quarterly tourism demand by Hong Kong and Singapore for Australia. **Applied Economics**, Vol. 33, pp. 1599-1619.
- MARTIN C.A., WITT S.F. (1989) Forecasting tourism demand: a comparison of the accuracy of several quantitative methods. **International Journal of Forecasting**, Vol. 5, pp. 7-19.
- MIN C.K., ZELLNER A. (1993) Bayesian and non-Bayesian methods for combining models and forecasts with applications to forecasting international growth rates. **Journal of Econometrics**, Vol. 56, pp. 89-118.
- OSBORN D.R., CHUI A.P.L., SMITH J.P., BIRCHENHALL C.R. (1988) Seasonality and the Order of Integration for Consumption. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, Vol. 50, pp. 361-377.
- OUERFELLI C. (2008) Cointegration analysis of quarterly European tourism demand in Tunisia. **Tourism Management**, Vol. 29, pp. 127-137.
- PALM F., ZELLNER A. (1992) To combine or not to combine ? Issues of combining forecasts. **Journal of Forecasting**, Vol. 11, pp. 687-701.
- PICHERY M.C., OUERFELLI C. (1998) **La non-stationnarité dans les séries saisonnières. Application au tourisme tunisien**. Dijon, Univ. de Bourgogne.
- QIU H., ZHANG J. (1995) Determinants of tourist arrivals and expenditures in Canada. **Journal of Travel Research**, pp. 43-49.
- SIMS C. (1980) Macroeconomics and Reality. **Econometrica**, Vol. 48, pp.1-48.
- SONG H., WITT S.F. (2006) Forecasting international tourist flows to Macau. **Tourism Management**, Vol. 27, pp. 214-224.
- SONG H., WITT S.F., JENSEN T.C. (2003) Tourism forecasting: Accuracy of alternative econometric models. **International Journal of Forecasting**, Vol. 19, pp.123-141.

SONG H., WITT S.F., LI G. (2003) Modelling and forecasting the demand for Thai tourism. **Tourism Economics**, Vol. 9, pp. 363-387.

STEKLER H.O. (2007) The future of macroeconomic forecasting: Understanding the forecasting process. **International Journal of Forecasting**, Vol. 23, pp. 237-248.

WINKLER R.L., MAKRIDAKIS S. (1983) The combination of forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society, Series A**, Vol. 146, pp. 150-157.

WITT S.F., DARTUS M., SYKES A.M. (1992) Modelling AIEST congress attendance. **The Tourist Review**, Vol. 47, pp. 27-29.

WITT S.F., SONG H. (2002) Forecasting tourism flows. In A. LOCKWOOD S. MEDLIK (Eds) **Tourism and hospitality in the 21st Century**, pp. 106-118.

WITT S.F., WITT C.A (1995) Forecasting tourism demand: A review of empirical research. **International Journal of Forecasting**, Vol. 11, pp. 447-475.

WONG K.K.F, SONG H., WITT S.F., WU D.C. (2007) Tourism forecasting: to combine or not to combine? **Tourism Management**, Vol. 28, pp. 1068-1078.

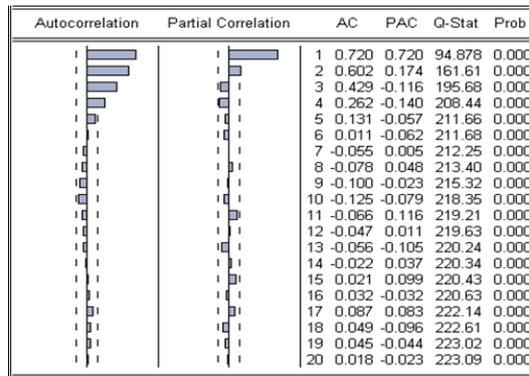
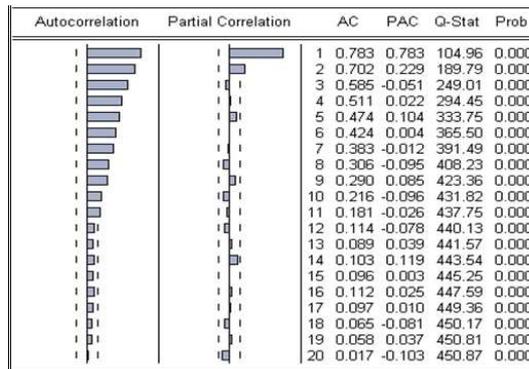
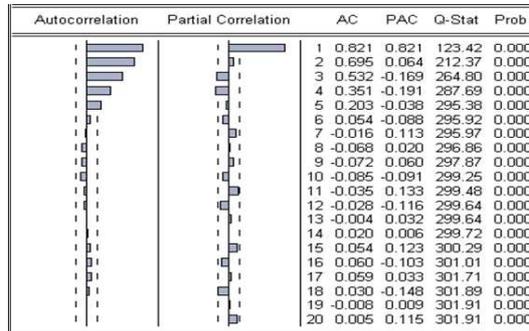
ANNEXE

1. DÉTERMINATION DE L'ORDRE D'INTÉGRATION DES VARIABLES DÉSAISONNALISÉES

1.1. TEST DE NON-STATIONNARITÉ SUR LES SÉRIES RELATIVES À L'AITC

Du moment que l'ECM ne s'applique qu'aux séries cointégrées, on doit donc vérifier la non-stationnarité des séries et le fait qu'elles sont intégrées de même ordre.

L'observation des corrélogrammes de ces séries montre la présence de fortes valeurs des premières autocorrélations, d'où la non-stationnarité de ces séries (Figures A.1 à A.3).

Figure A.1 : Corrélogramme de $(\Delta_{12}LFP)$ Figure A.2 : Corrélogramme de $(\Delta_{12}LNT)$ Figure A.3 : Corrélogramme de $(\Delta_{12}LVO)$ 

Le test de PHILLIPS-PERRON de racine unitaire appliqué sur les séries désaisonnalisées en différence première (Tableaux A.1 à A.3) montre que celles-ci sont stationnaires : $I(0)$. A signaler que le test est effectué en utilisant une stratégie séquentielle, c'est-à-dire en appliquant le test tout d'abord sur le modèle avec constante et tendance, ensuite sur le modèle avec constante et enfin sur le modèle sans constante ni tendance. Dans notre cas, nous retenons

le mod le 3, sans constante ni tendance, car ces termes s'av rent non significatifs. Ainsi, $(\Delta_{12} LFP)$, $(\Delta_{12} LNT)$ et $(\Delta_{12} LVO)$ sont int gr es d'ordre 1.

Tableau A.1 : Test de racine unit  de $(\Delta_{12} LFP)$

Null Hypothesis: DD12LFP has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 10 (Newey-West using Bartlett kernel)		
	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-19.78212	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.578018	
5% level	-1.942624	
10% level	-1.615515	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.007634
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.005223

Tableau A.2 : Test de racine unit  de $(\Delta_{12} LNT)$

Null Hypothesis: DD12LNT has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 20 (Newey-West using Bartlett kernel)		
	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-24.62706	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.578967	
5% level	-1.942757	
10% level	-1.615431	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.021078
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.006898

Tableau A.3 : Test de racine unit  de $(\Delta_{12} LVO)$

Null Hypothesis: DD12LVO has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 4 (Newey-West using Bartlett kernel)		
	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-16.46845	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.578018	
5% level	-1.942624	
10% level	-1.615515	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.002797
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.002965

1.2. TEST DE NON-STATIONNARITÉ SUR LES SÉRIES RELATIVES À L'AIMHB

L'observation des corrélogrammes des séries désaisonnalisées montre bien qu'elles sont non-stationnaires (Figures A.4 à A.6).

Figure A.4 : Corrélogramme de $(\Delta_{12} LFP)$

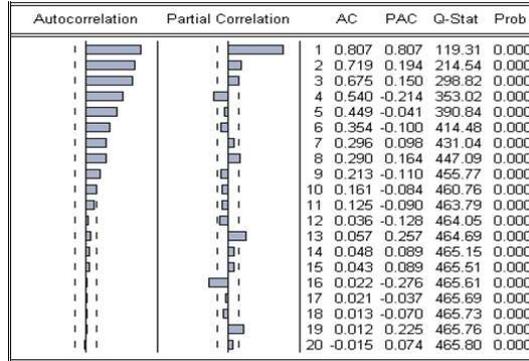


Figure A.5 : Corrélogramme de $(\Delta_{12} LNT)$

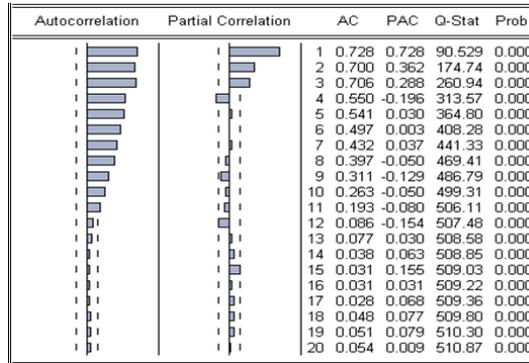
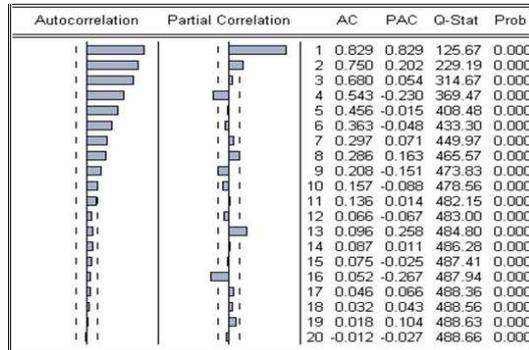


Figure A.6 : Corrélogramme de $(\Delta_{12} LVO)$



Les tests PHILLIPS-PERRON (avec le mod le sans constante ni tendance) appliqu s sur les variables d saisonnalis es et en diff rences premi res (Tableaux A.4   A.6) r v lent qu'elles sont $I(0)$, par suite $(\Delta_{12}LFP)$, $(\Delta_{12}LNT)$ et $(\Delta_{12}LVO)$ sont $I(1)$.

Tableau A.4 : Test de racine unit  de $(\Delta_{12}LFP)$

Null Hypothesis: DD12LFP has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 3 (Newey-West using Bartlett kernel)		
	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-17.90888	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.578018	
5% level	-1.942624	
10% level	-1.615515	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.049717
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.044108

Tableau A.5 : Test de racine unit  de $(\Delta_{12}LNT)$

Null Hypothesis: DD12LNT has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 10 (Newey-West using Bartlett kernel)		
	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-24.96645	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.578967	
5% level	-1.942757	
10% level	-1.615431	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.065605
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.035890

Tableau A.6 : Test de racine unit  de $(\Delta_{12}LVO)$

Null Hypothesis: DD12LVO has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 3 (Newey-West using Bartlett kernel)		
	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-17.70541	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.578018	
5% level	-1.942624	
10% level	-1.615515	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.033293
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.033144

1.3. TEST DE NON-STATIONNARIT  SUR LES S RIES RELATIVES   L' AIDZ

Il en est de m me pour le cas de l'a roport de Djerba (AIDZ). En effet, le test de racine unitaire appliqu  sur les variables d saisonnalis es et en

différence première montre que celles-ci sont stationnaires. $(\Delta_{12} LFP)$, $(\Delta_{12} LNT)$ et $(\Delta_{12} LVO)$ sont par conséquent intégrées d'ordre 1.

2. TEST DE COINTÉGRATION DE JOHANSEN (1988)

2.1. CAS DE L'AITC

D'après les résultats du Tableau A.7, on note que la statistique de la trace associée à l'hypothèse $H_0 : r = 0$ est égale à 82,89 qui est supérieure à la valeur critique au seuil de 5 %. On rejette alors l'hypothèse nulle d'absence de relation de cointégration, i.e. il existe au moins une relation de cointégration. On passe alors au test de l'hypothèse nulle $H_0 : r = 1$ qui est également rejetée car la statistique de la trace est supérieure à la valeur critique (32,73 > 20,26). Par conséquent, il existe au moins deux relations de cointégration entre les variables étudiées. Enfin, on teste $H_0 : r = 2$. Le test de la trace indique cette fois-ci l'existence de deux relations de cointégration entre les variables au seuil de 5 % : une première relation entre la variable « flux de passagers » et la variable « nombre de vols offerts », et une seconde relation entre la variable « entrées de touristes » et la variable « nombre de vols offerts ».

Tableau A.7 : Test de cointégration de JOHANSEN (AITC)

Sample(adjusted): 1998:03 2011:12			
Included observations: 166 after adjusting endpoints			
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)			
Series: $\Delta_{12} LFP$ $\Delta_{12} LNT$ $\Delta_{12} LVO$			
Lags interval (in first differences): 1 to 1			
Unrestricted Cointegration Rank Test			
Hypothesized	Trace	5 Percent	
No. of CE(s)	Statistic	Critical Value	
None *	82.89	35.19	
At most 1 *	32.73	20.26	
At most 2	7.40	9.16	
* denotes rejection of the hypothesis at the 5% level			
2	Cointegrating Equation(s):	Log likelihood	710.79
Normalized cointegrating coefficients (std. err. in parentheses)			
D12LOGFP	D12LOGNT	D12LOGVO	C
1.000000	0.000000	-1.024	- 0.004
		(0.08)	(0.00586)
0.000000	1.000000	-4.21	0.066
		(0.44)	(0.03)

2.2. CAS DE L'AIMHB

Le test de la trace indique l'existence de deux relations de cointégration entre les variables : l'une entre les flux de passagers et les vols offerts, l'autre entre les entrées de touristes et les vols offerts.

Tableau A.8 : Test de coint gration de JOHANSEN (AIMHB)

Sample(adjusted): 1998:05 2011:12		
Included observations: 164 after adjusting endpoints		
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)		
Series: Δ_{12} LFP Δ_{12} LNT Δ_{12} LVO		
Lags interval (in first differences): 1 to 3		
Unrestricted Cointegration Rank Test		
Hypothesized	Trace	5 Percent
No. of CE(s)	Statistic	Critical Value
None *	60.62	35.19
At most 1 *	23.08	20.26
At most 2	4.026	9.16
* denotes rejection of the hypothesis at the 5% level		

2.3. CAS DE L'AIDZ

Le test de la trace indique l'existence de deux relations de coint gration au seuil de 5 %.

Tableau A.9 : Test de coint gration de JOHANSEN (AIDZ)

Sample(adjusted): 1998:03 2011:12		
Included observations: 165 after adjusting endpoints		
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)		
Series: Δ_{12} LFP Δ_{12} LNT Δ_{12} LVO		
Exogenous series: D1T D2T		
Lags interval (in first differences): 1 to 2		
Unrestricted Cointegration Rank Test		
Hypothesized	Trace	5 Percent
No. of CE(s)	Statistic	Critical Value
None *	76.70	35.19
At most 1 *	37.72	20.26
At most 2	8.18	9.16
*denotes rejection of the hypothesis at the 5% level		