REVUE BIBLIOGRAPHIQUE DES TECHNIQUES D'HOMOGÉNÉISATION DES SÉRIES CLIMATIQUES ET ANALYSE D'APPLICABILITÉ AUX SÉRIES DE PRÉCIPITATIONS

Rapport de recherche No R-811 *Janvier 2005*

REVUE BIBLIOGRAPHIQUE DES TECHNIQUES D'HOMOGÉNÉISATION DES SÉRIES CLIMATIQUES ET ANALYSE D'APPLICABILITÉ AUX SÉRIES DE PRÉCIPITATIONS

Par

Claudie Beaulieu

Taha B.M.J. Ouarda

Ousmane Seidou

Avec la collaboration de :

Gilles Boulet

Abderrahmane Yagouti

INRS-ETE

490, rue de la Couronne, Québec (Québec) G1K 9A9

Rapport de recherche R-811

ISBN : 2-89146-310-2

Janvier 2005

TABLE DES MATIÈRES

1. Introduction

Les réseaux de mesure de données climatiques ont subi de nombreux changements depuis leurs implantations. Entre autres, des stations ont été déplacées, des instruments de mesure ont été remplacés et les heures d'observation ont changées. Il y a également eu des changements dans l'environnement immédiat de certains sites comme l'urbanisation ou encore la croissance d'un arbre à proximité d'une station. Au Québec, l'exemple de la station climatologique de Mont Joli est très frappant. En 1950, elle se situait sur la toiture d'un édifice alors qu'en 1968, elle a été déplacée sur le gazon (source : Environnement Canada). Les déplacements de telle nature peuvent introduire des ruptures dans les données. En résultat, la plupart des enregistrements climatiques contiennent des ruptures artificielles qui ne représentent pas les variations réelles du climat. De ce fait, il arrive régulièrement que des décisions soient prises en se basant sur des données entachées d'erreurs.

Au cours des dernières décennies, plusieurs efforts ont été mis pour développer des méthodes qui permettent de corriger les biais d'origines anthropiques des séries climatiques. En effet, de plus en plus de travaux de recherches sollicitent de longues séries de données climatiques fiables. Notamment, les études des changements climatiques nécessitent la création de bases de données complètes avec lesquelles on pourra analyser adéquatement le signal climatique, suivre son évolution dans le temps et prévoir les changements futurs avec une incertitude minimale. Il est alors très important de développer des techniques d'homogénéisation robustes pour que les données utilisées se rapprochent le plus possible de la réalité. L'homogénéisation consiste à détecter et corriger une rupture artificielle dans une série de données due à un changement à la station de mesure.

Ce travail présente une revue bibliographique des méthodes d'homogénéisation des données climatiques décrites dans la littérature. La problématique relevant de l'homogénéisation des données est d'abord expliquée. Plus spécifiquement, les facteurs causant des discontinuités dans les séries climatiques et les obstacles souvent rencontrés lors de l'homogénéisation d'une série sont traités. Par la suite, les méthodes d'homogénéisation utilisées pour les données climatiques sont exposées. La troisième partie de ce travail porte sur une discussion des méthodes d'homogénéisation et une analyse d'applicabilité pour l'homogénéisation des séries de précipitations enregistrées au sud du Québec. Cette analyse facilitera le choix de la méthode à utiliser étant donné l'information disponible de la station à homogénéiser et de ses stations voisines. Cette revue de littérature constitue un travail préliminaire à une comparaison des méthodes d'homogénéisation des précipitations au Québec méridional.

2. L'homogénéisation des données

En pratique, il est assez difficile de déterminer si une rupture dans une série représente un changement dans le climat régional ou une variation due à un changement à la station de mesure. Pour cette raison, on utilise souvent l'information des stations voisines lorsque l'on veut homogénéiser une série. Pour déterminer la nature du changement, il faut consulter l'information historique disponible sur la station de mesure. Cette section sert à introduire les termes propres à l'homogénéisation et mettre en contexte de l'information à considérer et des décisions à prendre lors de l'homogénéisation d'une série climatique.

2.1 Définition de l'homogénéité

Pour bien saisir le besoin réel d'avoir accès à des séries climatiques homogènes, il faut comprendre la définition de l'homogénéité. Une série climatique est homogène par rapport à une série voisine lorsque le ratio ou la différence entre les deux séries est distribué aléatoirement autour d'une ligne horizontale sans sauts ni tendances. Dans le cas contraire, la série comprend une ou plusieurs inhomogénéités. Le terme 'inhomogénéités' définit les variations non naturelles qui sont causées par des modifications dans les réseaux d'observations. La plupart des enregistrements climatiques contiennent différents types d'inhomogénéités.

2.2 Types d'inhomogénéités

Les sauts de moyenne et les tendances sont les deux types d'inhomogénéités les plus communes. Les sauts peuvent être occasionnés par plusieurs types de changements. Entre autres, un changement d'instrument, le déménagement d'une station, un changement de méthode de calcul des statistiques comme les moyennes mensuelles, un changement de technicien ou encore un changement des heures de mesure peuvent causer des sauts dans une série de données climatiques. La plupart du temps, les sauts abrupts sont facilement détectables. Les sauts de faibles amplitudes sont plus problématiques.

Une modification dans l'environnement immédiat d'une station suscite des changements plus graduels. Par exemple, l'urbanisation et l'industrialisation influencent beaucoup les températures moyennes (Peterson *et al.*, 1998). En milieu forestier, la reforestation graduelle autour de la station peut aussi causer des inhomogénéités progressives. De toutes les méthodes d'homogénéisation de données climatiques développées dans la littérature, celles ayant la capacité de bien détecter des tendances sont très rares. En effet, une tendance est plus délicate à quantifier car il faut identifier correctement le début et la fin de cette tendance sans oublier son amplitude.

2.3 Les métadonnées

La source d'information la plus importante pour appuyer toutes les méthodes existantes de détection des inhomogénéités dans des séries climatiques provient de la consultation des métadonnées. Elles sont formées des archives historiques propres à chaque station. Les métadonnées contiennent les enregistrements de la station, des annuaires météorologiques, des fiches d'inspection, des photographies de la station et de son environnement, etc. Une entrevue avec la personne responsable d'une station constitue également une source d'information. Les études comparatives réalisées sur les instruments peuvent aussi donner une bonne idée de l'effet d'un changement d'instrument dans une série de données. Les différents types de métadonnées sont discutés dans (Aguilar et al., 2003).

Les méthodes d'homogénéisation les plus sophistiquées ne permettent pas d'expliquer l'origine des discontinuités détectées. L'avantage des métadonnées est qu'elles fournissent des informations très spécifiques à propos de la date et de la cause d'un changement. Cependant, les informations sont souvent incomplètes ou même inexistantes. De plus, elles peuvent être erronées ou remplies d'informations non pertinentes. Il se peut alors qu'une inhomogénéité détectée soit impossible à valider par les métadonnées. Dans ce cas, il est très délicat de passer à la correction de la série. En effet, si la rupture détectée constitue un changement dans le climat régional de la station, l'ajustement des données aura pour effet de fausser les données. C'est une pratique risquée étant donné que l'homogénéisation vise à obtenir des données qui représentent mieux la réalité. Néanmoins, il arrive parfois que l'on corrige des ruptures non appuyées par les métadonnées.

2.4 Séries de référence

La série qui peut potentiellement contenir des inhomogénéités est appelée : série de base. Pour éviter de la corriger d'une variation de climat régionale, il est très important de distinguer une inhomogénéité dans la série de base d'un changement dans le climat de la région. Dans le but de prévenir ce genre d'erreur, des séries de référence sont utilisées à titre d'indicateur du climat régional. Une série de référence est une fonction d'une ou plusieurs stations climatiquement similaires à la station de base. Le rôle de telles séries est d'empêcher qu'une variation climatique régionale soit classifiée comme une inhomogénéité. La plupart des méthodes d'homogénéisation incluent une ou plusieurs séries voisines pour différencier les changements du climat régional des inhomogénéités observées à la station de base.

Pour des réseaux de stations ayant subi des changements à des temps variés, il est possible de sélectionner quelques stations voisines qui fourniront des séries de référence. Néanmoins, ces enregistrements doivent être homogènes sinon des inhomogénéités dans une des séries de référence pourraient être attribuées à la série de base. La plupart du temps, il est très difficile de trouver plusieurs séries homogènes dans une même région hormis pour quelques pays ayant un réseau plus dense.

Des techniques sont employées pour créer des séries de référence homogènes représentatives du climat régional à partir des données des stations voisines. Les stations voisines sélectionnées ne sont pas nécessairement homogènes, mais les techniques utilisées permettent de minimiser les inhomogénéités potentielles de ces séries. Peterson et al. (1998) présentent une revue de ces dernières.

2.5 Stations isolées

Quelquefois, la station de base est isolée dans une région où les stations voisines sont inexistantes. Le problème majeur lié à l'homogénéisation des données d'une telle station provient de l'incapacité de savoir si la discontinuité détectée provient d'un changement quelconque à la station de base ou d'un changement climatique réel. Lorsque la documentation de la station isolée est incomplète, l'homogénéisation de cette dernière est un problème très délicat. Certaines méthodes s'y attaquent néanmoins.

3. Méthodes utilisées pour homogénéiser des données climatiques

3.1 Introduction

Énormément d'effort a été mis dans le développement de méthodes pouvant identifier et corriger des inhomogénéités dans les données climatiques. Diverses techniques ont été développées pour accommoder différents types de données. En effet, les méthodes d'homogénéisation varient selon des facteurs tels que la variable à homogénéiser, la variabilité spatiale et temporelle des données selon l'endroit où les stations sont situées, la longueur des séries et le nombre de données manquantes, les métadonnées disponibles et la densité du réseau d'observations (Aguilar et al., 2003). Les techniques de détection des inhomogénéités varient également selon l'objectif pour lequel on les applique et la philosophie de chaque équipe de travail. Par exemple, pour homogénéiser les données d'un réseau d'observations en entier, on utilise une approche différente de celle que l'on adopterait pour simplement identifier une station possédant des données homogènes.

Malgré la grande diversité des méthodes d'homogénéisation, elles sont néanmoins classifiées en deux catégories principales qui les rejoignent toutes: méthodes subjectives ou objectives. Lorsque l'emplacement d'une discontinuité est détecté à l'œil nu sur un graphique, la méthode appartient à la classe subjective même si des tests statistiques sont appliqués par la suite. Par contre, les méthodes objectives ne dépendent pas du jugement de l'utilisateur pour localiser les inhomogénéités. Une méthode bayésienne pourrait être considérée subjective avec une distribution a priori informative. Néanmoins, les méthodes bayésiennes sont présentées parmi les méthodes objectives.

Cette section présente les approches subjectives et objectives pour l'homogénéisation des données climatiques rencontrées dans la littérature. Les approches utilisées sont également présentées par pays. Par la suite, les études comparatives réalisées sur ces méthodes sont discutées dans le but de mieux les classifier. Enfin, quelques logiciels d'homogénéisation sont présentés.

3.2 Approches subjectives

3.2.1 Analyse des doubles accumulations

La méthode des doubles accumulations '*double-mass analysis*' (Kohler, 1949) a été développée pour détecter et corriger un saut dans une série d'observations sur une longue période de temps. Elle est particulièrement applicable aux températures moyennes et aux précipitations totales mensuelles, saisonnières ou annuelles. Elle consiste à faire une régression linéaire sur les valeurs cumulées de la série de base (y) en fonction des valeurs accumulées de la série de référence (x). Puisque les précipitations observées à deux sites voisins sont la plupart du temps proportionnelles, il n'y a pas d'ordonnée à l'origine dans le modèle de régression. Le seul paramètre à estimer est la pente. Lorsque la pente est estimée, il faut faire un graphique des couples de points (x,y) sur lesquels on superpose la droite de régression. Lorsque les séries sont homogènes, les points sont disposés aléatoirement autour de la droite de régression. Par contre, un changement à l'une ou l'autre des deux stations se remarque par une cassure de la pente. Dans ce cas, il faut ajuster deux modèles de régression avant et après cette date et la correction de la série se fait en multipliant le dernier segment par le rapport des deux pentes. Il existe une variante de cette méthode dans laquelle la régression est calculée sur la série de base en fonction de la série de référence (Lamarque and Jourdain, 1994). Par la suite, les résidus sont cumulés et l'analyse graphique se fait sur le cumul des résidus.

3.2.2 Méthodes basées sur les déviations cumulées

3.2.2.1 Les sommes cumulatives parallèles

Cette méthode est présentée par (Rhoades and Salinger, 1993). Elle consiste à calculer les différences entre les observations mensuelles d'une variable climatique à la station de base et celles à plusieurs stations voisines, puis de cumuler chaque série différenciée. Au préalable, la date d'une inhomogénéité possible doit être connue pour choisir des stations voisines qui ont des séries d'enregistrements sans changements documentés dans un certain intervalle autour de ce point. De plus, les stations de référence utilisées doivent être sujettes à des conditions climatiques similaires à la station de base. Lorsque toutes les séries de différences cumulées sont formées, elles sont placées parallèlement sur le même graphique. Pour la température, les sommes cumulatives sont obtenues en accumulant la différence entre la série de base et chacune des séries voisines. Pour les précipitations, le logarithme du ratio de la station de base avec les stations voisines est utilisé. Lorsqu'un changement de pente apparaît sur une seule ligne du graphique, alors il y a probablement eu un changement à la station voisine en cause. Par contre, si plusieurs lignes du graphique témoignent du même changement de pente au même endroit, alors cette modification s'est produite à la station de base où à toutes les autres stations, ce qui est peu probable. Pour déterminer la provenance d'un changement, il faut consulter les métadonnées. Par la suite, une série (z) est formée en soustrayant de la série de base les séries de référence pondérées. L'estimation de l'amplitude du saut est la moyenne ($\bar{z}$) de cette série. Un intervalle de confiance de Student est ensuite calculé au seuil de confiance désiré. Lorsque le saut est significatif, la série est corrigée en soustrayant $\bar{z}$ à la série de base pour le segment précédant le saut. Pour des séries de précipitations, la même procédure est appliquée sur les logarithmes de chaque série. L'intervalle de confiance pour l'estimation du saut est obtenu en extrayant l'exponentielle des deux bornes. Finalement, la série est corrigée en divisant par $exp(\bar{z})$ les observations de la série de base avant le début du changement. Les détails de la méthode sont présentés dans (Rhoades and Salinger, 1993). Des façons de déterminer le seuil significatif du saut dans le cas de stations isolées sont également discutées dans cet article.

3.2.2.2 Analyse graphique des déviations cumulées

L'analyse graphique des déviations cumulées a été introduite par (Craddock, 1979) pour homogénéiser des séries de précipitations totales annuelles. Tout d'abord, le ratio $c = \bar{y} / \bar{x}$ est calculé où y représente la série de base et x une série de référence homogène. Ensuite, des déviations pour chaque point sont calculées :

$$d_i = cx_i - y_i,\ i = 1, \ldots, n$$

Un graphique des déviations cumulées en fonction de l'année d'observation est produit. Un saut de moyenne dans la série de base se remarque facilement par un changement de pente sur le graphique. Dans ce cas, il faut vérifier dans la documentation de la série de base si un changement s'est produit à cette date. Les déviations cumulées sont utilisées parce qu'elles reflètent plus facilement des changements significatifs que les observations brutes. Craddock (1979) propose aussi deux variantes dans la manière de calculer les rapports. Craddock (1979) répète le processus plusieurs fois avec différentes séries de référence et compare les graphiques obtenus. Cela évite de déclarer inhomogène la série de base lorsque le saut provient d'une série de référence. Lorsqu'une inhomogénéité est détectée, le facteur de correction s'estime facilement de la même façon que dans l'analyse des doubles accumulations (section 3.2.1).

3.2.3 Méthodes basées sur les séries de différences

3.2.3.1 Analyse graphique des séries de différences

Cette méthode consiste à examiner graphiquement les séries de différences entre la série de base et ses voisines (Jones et al., 1986). Cette méthode a été appliquée à une série de températures mensuelles moyennes. Les points de discontinuités sont identifiés par un examen graphique des différences mensuelles entre la série de base et chaque série de référence. Lorsque le même saut se répète sur plusieurs graphiques, alors il provient de la série de base. Ensuite, les métadonnées sont consultées et si les positions d'inhomogénéités détectées sont validées, la série est ajustée. Seules les stations avec une discontinuité de type saut abrupte sont corrigées. Le facteur de correction pour un mois donné est de :

$$C = \bar{x}_1 - \bar{x}_2 - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_{i1} - y_{i2})$$

où $\bar{x}_1$ et $\bar{x}_2$ représentent la température moyenne mensuelle à la station de base avant et après le saut et y_{i1} représente la température moyenne mensuelle de la station de référence i. Il y a N sites voisins. Les facteurs de correction sont appliqués sur la partie ancienne de la série.

3.2.3.2 Méthode de Tayanc

(Tayanc et al., 1998) propose d'utiliser deux tests non paramétriques et une méthode graphique pour détecter et quantifier des inhomogénéités dans des séries de températures annuelles moyennes. Cette méthode ne vise pas à corriger ces séries pour les inhomogénéités qu'elles contiennent, seulement à détecter leur emplacement et à identifier les causes potentielles. Pour ce faire, des séries de différences sont formées entre la série de base et chaque série de référence. Il est suggéré de choisir au moins deux stations voisines très corrélées à la station de base qui possèdent des enregistrements homogènes. De la même façon que Jones (1986), ces séries différenciées sont placées sur un graphique afin de vérifier si des sauts ou tendances reviennent dans plus d'une série. Si tel est le cas, le choix des emplacements d'inhomogénéités est appuyé de deux tests non paramétriques. Les tests de Kruskal-Wallis et de Wald-Wolfowitz décrits par (Tayanc et al., 1998) sont appliqués sur les séries différenciées. Les résultats des deux tests donnent le niveau de signification des inhomogénéités détectées visuellement.

3.2.4 Analyse graphique des ratios

(Craddock, 1979) a proposé une méthode basée sur l'examen graphique des ratios annuels entre la série de base et une série de référence. Cette méthode est destinée aux séries de précipitations principalement. Ces ratios sont placés sur un graphique en fonction du temps. Pour une série homogène, les ratios devraient être distribués aléatoirement autour d'une certaine constante. Par contre, une discontinuité entraîne une déviation des valeurs par rapport à cette constante. Le but de cette méthode n'est pas de fournir un outil de correction, mais plutôt de montrer qu'il y a une discontinuité à expliquer dans la série.

3.3 Approches objectives

3.3.1 Approches bayésiennes

3.3.1.1 Méthode bayésienne univariée pour un saut

La méthode bayésienne présentée dans cette section permet de détecter un changement de moyenne dans une série de donnée. Cette méthode a été proposée par (Lee and Heghinian, 1977) et est expliquée par (Ouarda et al., 1999) qui en font l'application sur une série de débits moyens annuels. On fait l'hypothèse qu'un changement de moyenne s'est produit dans la série. Un modèle représentant une telle série peut s'exprimer ainsi :

$$y_i = \begin{cases} \mu + \varepsilon_i, i = 1,..., p \\ \mu + \delta + \varepsilon_i, i = p+1,...,n \end{cases}$$

où y_i est la valeur de la série au temps i, μ est la moyenne, p est la position d'un saut potentiel et δ son amplitude. Les résidus du modèle sont représentés par ε_i et ils sont identiquement et indépendamment distribués selon une loi normale centrée avec une variance σ^2. La distribution *a priori* est déterminée par la série de base.

La procédure calcule, pour chaque année, la probabilité que le saut se produise à ce moment. La densité *a posteriori* d'un changement de moyenne est donnée par :

$$f(p \mid x_1, \ldots, x_n) = \frac{\sqrt{\frac{n}{p(n-p)}}}{\sqrt{R(p)}^{(n-2)}}$$

où

$$R(p) = \frac{\sum_{i=1}^{p}(x_i - \overline{x}_p)^2 + \sum_{i=p+1}^{n}(x_i - \overline{x}_{n-p})^2}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x}_n)^2}$$

et $\overline{x}_p$ est la moyenne des p premières observations, $\overline{x}_{n-p}$ est la moyenne des p dernières observations et $\overline{x}_n$ est la moyenne de toutes les observations. L'année la plus probable pour un saut s'obtient en extrayant le maximum de cette fonction de densité. De la même manière, l'amplitude du saut possède sa fonction de densité *a posteriori* :

$$f(\delta \mid p, x_1, \ldots, x_n) = \frac{1}{\sqrt{n-2}\,\sigma_p(\delta) B\left(\frac{1}{2}, \frac{n-2}{2}\right)\left[1 + \frac{\delta - \mu_p(\delta)}{(n-2)\sigma_p^2(\delta)}\right]^{\frac{n-1}{2}}}$$

où

$$B(x, y) = \Gamma(x)\Gamma(y)/\Gamma(x+y) \text{ et } \Gamma(x) = (x-1)!$$

La moyenne et la variance de l'amplitude sont estimées par :

$$\mu_p(\delta) = \overline{x}_{n-p} - \overline{x}_p$$

$$\sigma_p^2(\delta) = \frac{nR(p)}{p(n-p)(n-2)} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x}_n)^2$$

Finalement, un intervalle de crédibilité Bayésien $C_{1-\alpha}(\delta) = [a, b]$ permet de déterminer le seuil significatif de l'amplitude du saut. Cet intervalle est tel que :

$$P\{a \leq \delta \leq b\} = \int_a^b f(\delta \mid p, x_1, \ldots, x_n) d\delta = 1 - \alpha$$

Si l'intervalle contient 0, alors le saut n'est pas significatif au seuil de α% et la série de base est considérée homogène. Une extension de cette méthode pour détecter un saut dans une série de précipitations ou de débits a été développée (Perreault et al., 1999). Selon cette méthode, on ne doit pas faire l'hypothèse qu'il y a eu un changement de moyenne dans la série. Dans cette version révisée de la méthode, les distributions *a priori* sont plus flexibles. La méthode a été appliquée sur un réseau de stations situées dans l'est du Canada et des États-Unis.

3.3.1.2 Méthode bayésienne multivariée pour un saut

Cette méthode constitue une extension de la méthode bayésienne univariée pour un saut (section 3.3.1.1). (Asselin et al., 1999) ont développé ce modèle qui diffère de la précédente en incluant une série de référence qui peut être corrélée avec la série de base. Il s'agit en fait du même modèle que Maronna et Yohai (1978) qui sera discuté dans la section 3.3.3.3. En effet, les observations de la série de base et de la série de référence sont distribuées selon la loi normale bivariée. Le modèle bivarié proposé est alors :

$$y_i = \begin{cases} \mu + \beta x_i + \varepsilon_i, i = 1,...,p \\ \mu + \delta + \beta x_i + \varepsilon_i, i = p+1,...,n \end{cases}$$

où y_i et x_i sont respectivement les valeurs de la série de base et de référence au temps i, p est la position d'un saut potentiel, δ sa magnitude et β et μ sont des termes constants. Les résidus du modèle sont représentés par ε_i et ils sont identiquement et indépendamment distribués selon la $N(0,\sigma^2)$. Les distributions *a priori* des paramètres de ce modèle sont les mêmes que celles du modèle univarié présenté dans la section précédente. Les détails sont présentés par Ouarda et al. (1999). La distribution a priori de β est normale. Les densités marginales et la densité conjointe *a posteriori* de la date du changement et de son amplitude et les détails sur les résolutions analytiques effectuées sont présentés dans Asselin et al. (1999). La date la plus probable pour un changement ainsi que l'amplitude du saut sont obtenues en extrayant les valeurs maximales des densités de probabilités *a posteriori* marginales. Pour plusieurs décalages, il s'agit d'examiner les densités sur un graphique et de vérifier si elles sont bimodales par exemple. Une autre approche bayésienne pour un saut basée sur la distribution normale multivariée a été proposée pour détecter un changement de moyenne commun dans plusieurs séries hydrologiques (Perreault et al., 2000). Dans ce modèle, on considère la corrélation entre les sites. Cependant, on teste ici l'hypothèse qu'il n'y a pas de changement dans les séries contre l'hypothèse qu'il y a un saut simultané à chacun des sites. Par la suite, Asselin et Ouarda (2002) ont développé un modèle de régression bayésienne. Un changement de moyenne dans un modèle de régression multivariée est considéré. Cette méthode est basée sur des hypothèses *a priori* non informatives et les distributions *a posteriori* sont obtenues par l'échantillonnage de Gibbs. De plus, la méthode peut être appliquée sur des séries contenant des données manquantes. Encore une fois, la méthode vérifie la présence d'une rupture concomitante à plusieurs séries.

3.3.1.3 Approche bayésienne multivariée multi-sauts

L'approche bayésienne multi-sauts est une adaptation de la méthode présentée dans Fearnhead (2004) à un modèle de régression linéaire. (Fearnhead, 2004) a dérivé dans un cadre bayésien l'expression de la distribution conditionnelles de la position du $i^{\text{ème}}$ saut sachant la position du $(i\text{-}1)^{\text{ème}}$ saut (le saut étant un changement brusque dans les paramètres). Toutefois, cette approche requiert des intégrations d'expressions qui peuvent être assez complexes selon le modèle considéré. Le modèle a été adapté au cas où les données sont normales et la moyenne de la série climatique considérée varie en fonction de plusieurs covariables (Seidou, 2005). L'écart type est un paramètre du modèle, et de ce fait la méthode est capable de détecter un changement de variance. Considérons un ensemble de taille *n*, $y_1,\ldots,y_n$. L'observation y_i est obtenue à la date *i*, et on note $y_{i:j}$ les observations de la date *i* à la date *j* inclusivement. On note τ_j la position du $j^{\text{ème}}$ changement de régime, θ le vecteur des paramètres du modèle, $\pi(\theta)$ la distribution à priori des paramètre, $g_0(t)$ la probabilité que le premier changement de régime arrive à la date *t*, et $g(t)$ la probabilité que la différence entre les dates de deux changements de régime consécutifs soit de *t*.

Pour les dates $s \geq t$, on définit :

$$\begin{aligned} P(t,s) &= \Pr(y_{s:t}; t, s \text{ } dans\ le\ même\ segment) \\ &= \int \prod_{i=t}^{s} f(y_i \mid \theta)\pi(\theta)d\theta \end{aligned}$$

Pour $t = 2,\ldots,n$ on définit :

$$Q(t) = \begin{cases} \Pr(y_{t:n} \mid \textit{changement de régime à la date } t-1) & t > 2 \\ \Pr(y_{t:s}) & t = 1 \end{cases}$$

On a les relations suivantes :

$$Q(1) = \sum_{s=1}^{n-1} P(1,s)Q(s+1)g_0(s) + P(1,n)(1 - G_0(n-1))$$

$$Q(t) = \sum_{s=1}^{n-1} P(t,s)Q(s+1)g_0(s+1-t) + P(t,n)(1 - G(n-t))$$

avec

$$G(t) = \sum_{s=1}^{t} g(s) \text{ et } G_0(t) = \sum_{s=1}^{t} g_0(s)$$

La distribution de probabilité a posteriori du premier point τ_1 est alors donnée par

$$\Pr(\tau_1 \mid y_{1:n}) = P(1,\tau_1)Q(\tau_1 + 1)g_0(\tau_1) / Q(1)$$

La distribution de probabilité de τ_j sachant τ_{j-1} est données par

$$\Pr(\tau_j \mid \tau_{j-1}, y_{1:n}) = P(\tau_{j-1} + 1, \tau_1)Q(\tau_j + 1)g(\tau_j - \tau_{j-1}) / Q(\tau_{j-1} + 1)$$

Pour appliquer la méthode, il est nécessaire de spécifier l'information a priori sur la position des changements et sur les paramètres de la régression.

On considère $n_p + 1$ séries $y_j, j = 1,\ldots n$ et $x_{ij}, i = 1,\ldots,n_p; j = 1,\ldots n$ où x_i représente la i$^{\text{ème}}$ covariable. On a

$$y_j \sim N\left(\sum_{i=1}^{n_p} \beta_j x_{ij}, \sigma^2\right)$$

On a donc $\theta = [\beta_1\ \beta_2 \ldots \beta_{np}\ \sigma]$ et

$$f(y_i \mid \theta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-0.5 \left(\frac{y_i - \sum_{j=1}^{n_p} \beta_j x_{ij}}{\sigma} \right)^2 \right)$$

On a considéré des distributions a priori uniformes ou normales pour les paramètres β_j, uniforme ou gamma pour σ. De plus, on constate que $f(y_i \mid \theta)$ tend rapidement vers zéro quand $\sum_{j=1}^{n_p} \beta_j x_{ij}$ s'écarte de la plage des observations. On simplifie considérablement le calcul de l'intégrale [1] en ne considérant que les plages de valeurs des paramètres où $\sum_{j=1}^{n_p} \beta_j x_{ij}$ se trouve entre min(y_j) et max(y_j).

La loi a priori sur la position des changements est définie par le paramètre p tel que la probabilité du que le ième changement survienne sachant le (i-1)$^{\text{ème}}$ changement est donnée par

$$p(\tau_{i+1} \mid \tau_i) = \frac{p}{n-1}$$

La probabilité de non changement est égale à 1-p. En sortie, le modèle fournit la densité de probabilité à posteriori du nombre de changements, et la position des sauts étant donné le nombre de changements le plus probable.

3.3.2 Approches basées sur la régression

3.3.2.1 Régression multiple

Cette approche se base sur un modèle de régression multiple pour homogénéiser des séries de températures (Vincent, 1998). Les enregistrements de la station de base constituent la variable dépendante alors que les séries de référence sont les variables indépendantes du modèle. Un intervalle de temps commun à toutes les séries est déterminé car le nombre d'observations doit être le même. La technique est composée de l'application de différents modèles de régression permettant de représenter plusieurs types d'inhomogénéités. Le modèle 1 sert à déterminer si la série de base est homogène :

$$y_i = a_0 + a_1 x_{1i} + \ldots + a_k x_{ki} + e_i \quad i = 1, \ldots, n$$

où y_i représente l'observation i de la série de base et x_{ki} représente l'observation *i* de la série de référence *k*. Il y a *k* séries de référence au total et *n* observations pour chacune. Le modèle repose sur les hypothèses que les résidus sont indépendants, normalement distribués et de même variance ($e_i \sim N(0,\sigma^2)$, $1 \le i \le n$). Les coefficients du modèle de régression sont estimés selon la méthode des moindres carrés. Pour vérifier si la série de base est homogène, il suffit d'ajuster le modèle 1 et de vérifier l'indépendance des résidus. On considère que lorsque les résidus sont indépendants, le modèle ajuste bien les données. Dans le cas contraire, le modèle n'ajuste pas bien les données et il pourrait y avoir une inhomogénéité dans la série de base. Par exemple, un saut abrupt dans les résidus indique la possibilité d'un saut dans la série de base tandis qu'un changement plus graduel désigne une tendance. Le test de Durbin-Watson ou encore une intervalle de confiance sur l'autocorrélation des résidus permettent de vérifier cette hypothèse. Lorsque la série de base est considérée inhomogène, on ajuste un autre modèle pour déterminer le type de discontinuité dans la série de base. Le deuxième modèle représente une tendance tout au long de la série de base qui n'est pas présente dans les séries de référence. Par ailleurs, le modèle 3 décrit un saut dans la série de base. Il est formé du premier modèle avec en plus une variable indicatrice représentant un saut :

$$y_i = c_0 + \lambda I + c_1 x_{1i} + \ldots + c_k x_{ki} + e_i \quad i = 1, \ldots, n$$

$$I = \begin{cases} 0, & i = 4, \ldots, p-1 \\ 1, & i = p, \ldots, n-3 \end{cases}$$

L'emplacement du saut, *p*, est déterminé en ajustant le modèle pour toutes les positions possibles et en sélectionnant celui avec la plus petite somme des carrés résiduelle. Si les résidus sont indépendants, alors il semble y avoir un saut à la position *p*. Ensuite, le test de Fisher comparant l'ajustement du modèle homogène avec l'ajustement du modèle avec un saut est utilisé. La statistique à utiliser est la suivante:

$$F = \frac{(SCR1 - SCR3)/(DL1 - DL3)}{SCR3 / DL3}$$

où $SCRi$ est la somme de carrés résiduelle due à l'erreur du modèle i et DLi est le nombre de degrés de liberté de l'erreur du modèle i. Sous l'hypothèse nulle, la série est homogène et cette statistique suit une loi de Fisher avec 1 et n-(k+2) degrés de liberté. L'estimation de l'amplitude de ce saut est donnée par λ et le seuil significatif se calcule avec la statistique de Student.

Par la suite, la série de base est corrigée en utilisant les estimations des paramètres de la régression. Tout d'abord les informations de la station sont consultées. La série de base est corrigée en considérant que le dernier segment de la série est homogène. Pour une série contenant un seul saut, l'estimation de l'amplitude du saut (λ) est ajoutée aux observations du premier segment de la série. Pour plusieurs sauts, la série annuelle est corrigée en commençant par le dernier saut observé et en ajoutant l'amplitude de chaque saut jusqu'au début de la série. Les séries mensuelles sont corrigées en calculant un facteur de correction pour chaque mois déterminé en ajustant le troisième modèle un mois à la fois.

3.3.2.2 Régression à deux phases

La régression à deux phases a été exploitée par plusieurs chercheurs dans le domaine des changements climatiques (Solow, 1987;Easterling and Peterson, 1995;Lund and Reeves, 2002;Wang, 2003). Le premier modèle proposé vise à détecter un changement dans une série climatique(Solow, 1987). Deux modèles de régression sont ajustés dans lesquels la variable explicative est le temps. Le premier représente une série homogène tandis que le deuxième modèle désigne une série avec un saut d'une amplitude à déterminer. Le premier modèle s'énonce comme suit :

$$y_t = a_0 + b_0 t + e_t, \quad 1 \le t \le n$$

où y_t représente l'observation à l'année t de la série de base. La somme des carrés des résidus obtenus de ce modèle est notée par SCR_1. Ce modèle repose sur les hypothèses que les résidus sont indépendants, normalement distribués de moyenne 0 et de variance égale. Le deuxième modèle, basé sur les mêmes hypothèses, représente une série dans laquelle il y a une discontinuité à un certain point p :

$$y_t = \begin{cases} a_0 + b_0 t + e_t, & 1 \le t \le p \\ a_1 + b_1 t + e_t, & p < t \le n \end{cases}$$

Ce modèle sert à tester l'hypothèse qu'il y a eu un changement:

$$\begin{cases} H_0 : b_1 - b_0 = 0 \\ H_1 : b_1 - b_0 \neq 0 \end{cases}$$

SCR_2 est la somme des carrés des résidus de ce modèle. L'emplacement du saut se trouve en ajustant le modèle pour toutes les valeurs possibles de p et choisir celui ayant la plus petite somme de carrés résiduelle. Les deux droites doivent se joindre à ce point. Pour tester qu'il y a effectivement un changement au point p, la statistique suivante est utilisée :

$$U = \frac{(SCR_1 - SCR_2)/3}{SCR_2/(n-4)}$$

Cette statistique obéit à une loi de Fisher avec 3 et n-4 degrés de liberté. L'amplitude du saut s'estime par $b_1 - b_0$.

Eastering et Peterson (1995) ont utilisé le modèle de Solow (1987) pour détecter plusieurs discontinuités dans une série climatique. Cependant, la variable dépendante est la série de base différenciée avec une série de référence. La série de référence est créée à partir de stations voisines appartenant à une même région climatique corrélées avec la station de base. De plus, ils ne forcent pas les deux droites de régression à se joindre. Lorsqu'un saut est identifié, la série n'est pas corrigée immédiatement puisque d'autres discontinuités pourraient influencer les facteurs de corrections calculés. Par la suite, la série est divisée en deux et la même méthode est reprise sur les deux séries. Itérativement, le même processus est répété jusqu'à ce que tous les segments semblent homogènes ou que les segments soient de longueur inférieure à 10. Le plus petit segment pouvant être testé est de longueur 10 et seul un saut au temps 5 peut être considéré. Lorsque tous les sauts potentiels sont identifiés, le seuil significatif est évalué par une procédure de permutation multiple (Mielke et al., 1981). Les sauts significatifs sont corrigés en ajustant toujours le début de la série jusqu'au point de discontinuité. Le dernier segment de la série est considéré homogène et la correction débute avec le segment le plus récent en reculant dans le temps. Le facteur de correction correspond à la différence des moyennes entre les 12 observations de chaque côté du saut. Lorsque la série entière est corrigée, le test est repris du début pour s'assurer qu'il n'y a pas d'autres discontinuités qui apparaissent.

Lund et Reeves (2002) ont révisé le modèle de régression à deux phases. Le modèle ajusté demeure le même que celui d'Easterling et Peterson (1995) et de Solow (1987). Cependant, la statistique *Fmax* a été révisée. Dans les modèles précédents, on considérait que la distribution approximative de la statistique *Fmax* était une Fisher avec 3 et n-4 degrés de liberté. Dans le modèle de Lund et Reeves, la distribution exacte de la statistique *Fmax* a été obtenue par simulation. Ils fournissent une table des percentiles pour des tailles d'échantillon allant de 10 à 5000 et différents seuils significatifs. Les valeurs obtenues par simulation sont beaucoup plus élevées que ceux de la $F_{3,n-4}$. Cela signifie que l'utilisation de la loi de Fisher avec 3 et n-4 degrés de liberté tend à surestimer le nombre de discontinuités (Lund and Reeves, 2002). La méthode peut s'appliquer directement sur la série de base ou encore, sur la différence entre la série de base et une série de référence homogène. Lorsqu'une inhomogénéité est observée, elle est corrigée de cette façon :

$$y_t^* = \begin{cases} y_t + (\hat{a}_1 - \hat{a}_0) + (\hat{b}_1 - \hat{b}_0)t, & 1 \le t \le p \\ y_t, & p < t \le n \end{cases}$$

La série corrigée est représentée par y_t^* tandis que les données brutes de la série de base sont notées par y_t. Pour une série contenant plusieurs inhomogénéités, la procédure est répétée itérativement. Lorsqu'une discontinuité est détectée, elle est corrigée et la série est testée au complet une autre fois jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changements significatifs. Lund et Reeves (2002) proposent un autre modèle avec une composante quadratique. Ils affirment que le modèle serait mieux adapté à des données mensuelles ou à une série contenant une certaine périodicité.

Enfin, un modèle simplifié dans lequel les pentes sont égales avant et après la rupture a également été développé (Wang, 2003). Contrairement aux autres modèles, celui-ci à une tendance commune avant et après l'emplacement du saut :

$$y_t = \begin{cases} a_0 + bt + e_t, & 1 \le t \le p \\ a_1 + bt + e_t, & p < t \le n \end{cases}$$

Les percentiles de la statistique de Fisher de ce modèle ont été obtenus par simulation et sont présentés par Wang (2003).

3.3.2.3 Régression multiphase

Un modèle de régression multiphase a été développée afin de détecter des sauts et des tendances dans des données de température mensuelles (Gullett et al., 1991). Elle consiste à ajuster sept modèles de régression différents dans lesquels la série de base constitue la variable dépendante et les variables explicatives sont le temps et les séries voisines. Le premier représente une série homogène tandis que les six autres évoquent une série de base comprenant de une à six discontinuités. En considérant quatre stations voisines, le deuxième modèle s'écrit de cette façon:

$$y_i = \begin{cases} a_0 + b_0 t_i + c_1 x_{1i} + c_2 x_{2i} + c_3 x_{3i} + c_4 x_{4i} + e_i, & i = 1, \ldots, r \\ a_1 + b_1 t_i + c_1 x_{1i} + c_2 x_{2i} + c_3 x_{3i} + c_4 x_{4i} + e_i, & i = r+1, \ldots, n \end{cases}$$

y_i représente la température de la station de base au temps *i*, x_{1i} est la température de la station de référence 1 au temps *i*. Les résidus (e_i) sont normalement distribués avec une moyenne de 0 et une variance égale. À chaque étape, les positions qui minimisent la somme résiduelle des carrés sont trouvées et ce, pour chacun des modèles. Les modèles successifs sont comparés entre eux au moyen de la statistique de Fisher. Le nombre de discontinuités dans la série est déterminé en choisissant le modèle le plus simple qui améliore significativement le dernier modèle ajusté. Par la suite, le seuil significatif de chaque inhomogénéité potentielle est déterminé par la statistique de Student. Entre 4 et 6 stations voisines corrélées avec la station de base et situées dans un certain kilométrage autour de celle-ci sont sélectionnées. Puis, les sept modèles de régression sont ajustés.

3.3.2.4 Méthode de Jaruskova

Cette méthode, également basée sur un modèle de régression, a été proposée pour détecter une rupture dans une série météorologique pour les cas où la date de changement est connue ou inconnue (Jaruskova, 1996). Le modèle présenté est celui pour lequel le temps de changement est inconnu puisqu'il est plus compliqué et comprend le modèle dans lequel l'emplacement d'une inhomogénéité est connu. On pose l'hypothèse suivante :

$$\begin{cases} H_0 : Z_t = a + e_t, & 1 \le t \le n \\ H_1 : Z_t = a + e_t, & 1 \le t \le k \\ \quad Z_t = a + d + e_t, & k+1 \le t \le n, \quad d \ne 0 \end{cases}$$

où Z_t représente la différence entre l'observation à la station de base et à une station de référence de l'année t, k est l'emplacement du changement, d son amplitude et n la longueur de la série. On suppose que la série de différences est normalement distribuée. La statistique suivante est calculée pour toutes les valeurs de k possibles.

$$T_k = \sqrt{\frac{(n-k)k}{n}} \frac{(\overline{Z}_k - \overline{Z}_k^*)}{s_k}$$

où $$\overline{Z}_k = \frac{\sum_{i=1}^{k} Z_i}{k}, \quad \overline{Z}_k^* = \frac{\sum_{i=k+1}^{n} Z_i}{n-k}, \quad s_k^2 = \frac{1}{n-2}\left[\sum_{i=1}^{k}(Z_i - \overline{Z}_k)^2 + \sum_{i=k+1}^{n}(Z_i - \overline{Z}_k^*)^2\right]$$

Le maximum de la série $|T_k|$ est extrait et la rupture est significative si la statistique excède la valeur critique de la distribution de $T(n) = \max_{k=1,\dots,n-1}\{|T_k|\}$. Le tableau des valeurs critiques aux seuils de 1% et 5% est présenté dans Jaruskova (1996). Ils proposent également une correction aux valeurs critiques pour les données autocorrélées.

3.3.3 Approches basées sur des tests statistiques

3.3.3.1 Méthode d'Alexandersson

La méthode d'Alexandersson ou plus communément appelée SNHT (*standard normal homogeneity test*) a été développée pour homogénéiser des séries de précipitations totales annuelles (Alexandersson, 1986) ou de températures moyennes annuelles (Alexandersson and Moberg, 1997). Il s'agit d'une procédure basée sur un test du rapport des vraisemblances. Une ou plusieurs séries voisines homogènes et complètes sont utilisées pour créer une série de rapports:

$$q_i = y_i \Big/ \left\{ \left(\sum_{j=1}^{k} \rho_j^{\,2} x_{ij} \bar{y} / \bar{x}_j \right) \Big/ \sum_{j=1}^{k} \rho_j^{\,2} \right\} \qquad \begin{matrix} 1 \le i \le n \\ 1 \le j \le k \end{matrix}$$

La valeur de l'année i de la série de base est représentée par y_i, alors que x_{ij} dénote l'observation i de la série de référence j. Le coefficient de corrélation entre la série de base et la série de référence j est noté par ρ_j. Sous l'hypothèse nulle, les ratios standardisés, z_i, sont distribués normalement avec une moyenne nulle et un écart-type de 1. La contre-hypothèse est qu'il y a un changement de moyenne à partir d'un certain point, noté par a, dans la série de base. Sous l'hypothèse nulle, les ratios standardisés, z_i, sont distribués normalement avec une moyenne nulle et un écart-type de 1. La contre-hypothèse est qu'il y a un changement de moyenne à partir d'un certain point, noté par a, dans la série de base.

$$H_0 : Z_i \sim N(0,1), \qquad 1 \le i \le n$$

$$H_1 : \begin{cases} Z_i \sim N(\mu_1, 1), & 1 \le i \le a \\ Z_i \sim N(\mu_2, 1), & a+1 \le i \le n \end{cases}$$

Pour trouver l'emplacement de ce point de changement, une série de moyennes pondérées est créée :

$$T_a = a\bar{z}_1^2 + (n-a)\bar{z}_2^2, \quad a = 1, \ldots, n-1$$

où $\bar{z}_1$ et $\bar{z}_2$ sont les moyennes des ratios standardisés avant et après le saut respectivement et n dénote le nombre total d'années dans la série. Le maximum de la série est extrait et la valeur de a correspondante est l'année la plus probable pour un changement de moyenne. Si la statistique T_a^{max} dépasse sa valeur critique alors il semble y avoir un saut de moyenne au temps a. L'amplitude de ce saut est estimée par le rapport des ratios moyens avant et après le saut $\bar{q}_2 / \bar{q}_1$. La série se corrige en multipliant le premier segment par ce ratio. En principe, les mathématiques des deux tests (sauts et tendances) sont applicables à une discontinuité par série. En pratique, on applique successivement le test jusqu'à ce que tous les segments de la série soient considérés homogènes. Les valeurs critiques de ce test ont été déterminées en simulant de longues séries de nombres aléatoires distribués normalement parce que la loi exacte de T_a^{max} est inconnue. Alexandersson et Moberg (1997) présentent un tableau des valeurs critiques pour différentes tailles d'échantillon. Alexandersson et Moberg (1997) décrivent aussi un test d'homogénéité destiné à détecter des tendances du même principe que celui des sauts. Pour des séries de température, la série de ratios est remplacée par des différences calculées selon le même principe.

3.3.3.2 Méthode de Szentimrey

La méthode de Szentimrey (MASH), '*Multiple analysis of series for homogenization*', est une procédure statistique permettant d'homogénéiser plusieurs types de variables climatiques annuelles ou mensuelles (Szentimrey, 1996;Szentimrey, 1999). Il sert à homogénéiser successivement un ensemble de séries de données. En effet, la série de base est extraite de l'ensemble des séries de données et les autres servent de référence. Les séries changent alors de rôle tour à tour et sont ainsi toutes homogénéisées. Les développements mathématiques de cette méthode sont présentés par Szentimrey (1996; 1999). Selon le type de variable, on ajuste un modèle statistique additif ou multiplicatif pour représenter la série de base et la série de référence. Par exemple, pour les précipitations, le brouillard ou encore le nombre de jours orageux, on ajuste un modèle multiplicatif :

$$Y(t) = C(t) * JH(t) * \varepsilon(t), \quad t = 1,2,\dots,n$$

où $Y(t)$ représente la série de base, $C(t)$ un changement climatique potentiel, $JH(t)$ une inhomogénéité potentielle et $\varepsilon(t)$ une erreur aléatoire. Une série de référence est représentée par

$$X_i(t) = C(t) * \varepsilon_i(t), \quad i = 1,...,N; t = 1,2,...,n$$

On construit alors des séries de ratios de la série de base sur chacune des séries de référence et on prend le logarithme pour avoir un modèle linéaire :

$$R_i(t) = Y(t) / X_i(t) = JH(t) * \lambda_i(t), \quad i = 1,...,N; t = 1,2,...,n$$

$$Z_i(t) = IH(t) * \delta_i(t), \quad i = 1,...,N; t = 1,2,...,n$$

où $IH(t) = \ln(JH(t))$, $\lambda_i(t)$ est une erreur aléatoire et $\delta_i(t)$ est une série de bruit blanc. En considérant que la série de base se retrouve dans toutes les séries de différences, alors un saut commun dans ces dernières est une inhomogénéité attribuable à la série de base. Par la suite, un poids est attribué à chacune des séries de différences $Z_i(t)$ de telle sorte que la somme des poids est unitaire :

$$Z_W(t) = W^T Z(t) = IH(t) * \delta_W(t), \quad t = 1,2,...,n$$

où $$W = [W_1,...,W_N]^T \text{ et } \sum_{i=1}^{N} W_i = 1$$

Le poids optimal à allouer à chaque série est obtenu en minimisant la variance des séries de différences, $\delta_W(t)$. Cela permet alors d'augmenter l'efficacité du test. On calcule la statistique suivante :

$$ST(i,p,j) = \frac{(p-i+1)(j-p)}{j-i+1} \frac{(Z_{i,p} - Z_{p+1,j})^2}{S^2(Z)}, \quad 1 \leq i \leq p < j \leq n$$

$Z_{i,p}$ et $Z_{p+1,j}$ représentent des moyennes de la série Z_W sur les intervalles (i,p) et (p+1,j) et $S^2(Z)$ un bon estimateur de Var(Z_W). Une inhomogénéité potentielle sur l'intervalle (k,l) est donnée par :

$$INH(k,l) = \max(ST(i,p,j) | k \le i \le p < j \le l), \quad 1 \le k < l \le n$$

Les valeurs critiques de cette statistique se calculent par la méthode de Monte Carlo. Un saut significatif s'estime en calculant la différence des moyennes des intervalles précédents et suivants ce saut. Il est également possible d'obtenir des intervalles de confiance pour l'emplacement du saut et son amplitude. La qualité de l'estimation sera meilleure lorsque les intervalles de confiance sont étroits. Les séries sont ajustables en utilisant les estimations de l'emplacement et de l'amplitude et leurs intervalles.

3.3.3.3 Approche bivariée

L'approche bivariée a été développée pour détecter un changement de moyenne dans une série de précipitations totales annuelles (Maronna and Yohai, 1978). La procédure se base sur un test du rapport des vraisemblances. Elle a été adaptée pour détecter un saut dans une série de précipitations (Potter, 1981). Il repose sur le postulat que la série de base et une série de référence positivement corrélée appartiennent à une même distribution normale bivariée. De plus, les observations sont indépendantes et stationnaires. Sous l'hypothèse nulle, les séries x et y suivent une distribution normale bivariée de moyenne et variance constante alors que selon la contre-hypothèse, la moyenne de la série de base y change à un certain point p:

$$\begin{cases} H_0 : (x,y) \sim N(\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho), & 1 \le i \le n \\ H_1 : (x,y) \sim \begin{cases} N(\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho), & 1 \le i \le p \\ N(\mu_x, \mu_y + d, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho), & p < i \le n \end{cases} \end{cases}$$

La statistique de ce test est donnée par T_0, le maximum de la série suivante:

$$T_i = \frac{i(n-i) D_i^2 F_i}{S_x S_y - S_{xy}^2}, \quad i = 1, \ldots, n$$

où

$$D_i = \frac{\left[S_x(\bar{y} - \sum_{j=1}^{i} y_j / i) - S_{xy}(\bar{x} - \sum_{j=1}^{i} x_j / i) \right] n}{(n-i)F_i}, \quad i < \mathrm{n}$$

$$F_i = \frac{S_x - (\sum_{j=1}^{i} x_j / i - \bar{x})^2 ni}{n-i}, \quad i < \mathrm{n}$$

$$S_{xy} = \sum_{j=1}^{n} (x_j - \bar{x})(y_j - \bar{y})$$

$$S_x = \sum_{j=1}^{n} (x_j - \bar{x})^2$$

$$S_y = \sum_{j=1}^{n} (y_j - \bar{y})^2$$

Lorsque la statistique T_0 est significative, sa position donne l'estimateur de vraisemblance du dernier jour avant le changement de moyenne *p*. De plus, son amplitude est estimé par D_p. Les valeurs critiques de T_0 ont été obtenues par simulation (Maronna and Yohai, 1978). À la base, cette méthode sert à localiser un saut. Cependant, le test peut s'appliquer de manière itérative en formant des segments dans la série de base jusqu'à ce que toutes les discontinuités significatives soient détectées (Young, 1993).

3.3.3.4 Méthode de Caussinus et Mestre

Cette méthodologie basée sur une approche *penalized log-likelihood* sert à homogénéiser un ensemble de séries de données climatiques (Caussinus and Mestre, 2004). La philosophie qui sous tend cette méthode consiste à comparer plusieurs séries appartenant à la même région climatique qui contiennent potentiellement des inhomogénéités en évitant l'usage de séries de référence parce que leur homogénéité ne peut être entièrement confirmé. Les observations sont représentés par la matrice X_{nxp} où i=1,…,n représente le temps de l'observation et j=1,…,p est le numéro de la station. On considère qu'il y a k_j ruptures et l_j données aberrantes aux positions respectives de $\tau_{1,j},...,\tau_{k,j}$ et $\delta_{1,j},...,\delta_{l,j}$ dans la série d'observations j. L'ensemble de ruptures et d'observations aberrantes se représente par $K_j = \left(\left\{\tau_{1,j},...,\tau_{k_j,j}\right\}\left\{\delta_{1,j},...,\delta_{l_j,j}\right\}\right) \subset \{1,...,n\}$. Pour une série d'observations j contenant k_j ruptures. le segment h (h=1,..., k_j +1) est noté par L_{jh}. On suppose que chaque série d'observations est la somme d'un effet climatique, d'un effet propre à la station et d'une innovation. Pour une série homogène, l'effet de la station est constant. Sinon, l'effet de la station sera le même entre deux ruptures. Donc, les sections situées entre deux ruptures constituent les séries de référence. Les données sont représentées par le modèle suivant si il n'y a pas de valeurs aberrantes:

$$E(X_{ij}) = \mu_i + \upsilon_{jh(i,j)}$$
$$V(X) = \sigma^2 I_{np}$$

où μ_i est l'effet climatique au temps i et $\upsilon_{jh(i,j)}$ l'effet de la station j pour le segment L_{jh}. Le modèle est différent lorsque les données contiennent des aberrances. La procédure de détection consiste à choisir H_{K*} tel que

$$K^* = \arg\min_K \left\{C_K(X)\right\}$$

où

$$C_K(X) = \ln\left\{1 - \frac{\sum_{j=1}^{p}\sum_{i=1}^{n}\left\{\left(\hat{\mu}_i^K + \hat{\upsilon}_{jh(i,j)}^K\right)^2 - \left(\hat{\mu}_i^{\varnothing} + \hat{\upsilon}_j^{\varnothing}\right)^2\right\}}{\sum_{j=1}^{p}\sum_{i=1}^{n}\left\{X_{ij} - \left(\hat{\mu}_i^{\varnothing} + \hat{\upsilon}_j^{\varnothing}\right)\right\}^2}\right\} + \frac{2(k+1)}{np-m-p-n+1}\ln(np-m)$$

et $\hat{\mu}_i^{\varnothing}$ et $\hat{\upsilon}_j^{\varnothing}$ sont les estimations aux moindres carrés des paramètres du modèle sous l'hypothèse nulle (lorsque $K = \varnothing$) et $\hat{\mu}_i^K$ et $\hat{\upsilon}_{jh(i,j)}^K$ sont les estimateurs sous l'hypothèse alternative H_K. Pour corriger les observations, on utilise les estimateurs des moindres carrés (Caussinus and Lyazrhi, 1997).

$$X_{ij}^* = X_{ij} - \hat{\upsilon}_{jh(i,j)}^{K^*} + \hat{\upsilon}_{j.k_j+1}^{K^*}$$

Étant donné que le nombre de possibilités devient ingérable lorsque la taille des séries et le nombre de stations augmente, une façon pour sélectionner les possibles positions de rupture à tester est présentée dans Caussinus et Mestre (2004).

3.3.3.5 Méthode de Karl et Williams

La technique proposée consiste à tester la série de base aux endroits où elle pourrait contenir des inhomogénéités (Karl and Williams, 1987). Toutes les années de discontinuités potentielles sont identifiées avant d'appliquer la méthode en consultant les métadonnées. Des stations voisines fortement corrélées avec la station de base sont sélectionnées et des séries de différences (température) ou de différences entre les logarithmes des rapports (précipitation) de la série de base et chacune des séries voisines sont formées. L'année de la dernière discontinuité éventuelle est notée selon l'information historique. Ensuite, un intervalle de confiance basé sur le test de Student est calculé pour la température et sur le test de Wilcoxon pour les précipitations. Celui-ci est calculé pour les séries de différences formées des stations de référence possédant au moins 5 années d'observations avant et après l'année de discontinuité. Lorsque cet intervalle contient 0, alors le saut identifié est non significatif. L'amplitude du saut s'estime par la valeur centrale des intervalles de confiance. Par la suite, une procédure est appliquée pour corriger la série de base des sauts significatifs. Le segment suivant le point identifié est corrigée par la différence ou le rapport des moyennes précédant et succédant cette date.

3.3.3.6 Test de Student séquentiel

Le test de Student permet de tester l'égalité de deux moyennes. Il peut s'appliquer pour tester la présence d'un saut de moyenne dans une série climatique (Gullett et al., 1990). De ce fait, une procédure itérative basée sur le test de Student a été mise sur pied. La méthode est destinée à détecter des sauts dans des séries de température mensuelles. Le test de Student est appliqué pour comparer 5 années d'observations avant et après l'année du saut potentiel. Ce processus est répété séquentiellement pour toutes les positions de sauts possibles. Les endroits où la statistique calculée dépasse la valeur critique de la distribution de Student avec 8 degrés de liberté correspondent aux positions de sauts significatifs. Par la suite, les archives de la station de base testée sont consultées pour connaître l'origine des inhomogénéités observées aux années ayant des sauts significatifs au seuil de 5%. La méthode est appliquée sur une série différenciée en soustrayant la série de référence à la série de base. La série de référence est construite en utilisant les données de plusieurs stations voisines (au moins 6). La méthode est décrite en détails dans Gullett et al. (1990). Ils proposent d'examiner les moyennes saisonnières de températures minimales et maximales pour la série de base et chacune des séries de stations voisines en consultant l'information historique pour appuyer la méthode.

3.3.3.7 Test de Mann-Whitney séquentiel

Cette procédure consiste à appliquer le test de Mann-Whitney itérativement sur la série de base (Lanzante, 1996). La statistique de Wilcoxon (Ws) est calculée pour chaque discontinuité possible en additionnant les rangs de la série de base du début à chaque date de changement éventuel de la série. Les points de changements possibles sont tous ceux situés entre les 10 premières et 10 dernières observations de la série. Par la suite, les statistiques de Mann-Whitney (Wxy) sont obtenues pour tous ces points.

$$Wxy_i = \left|(2Ws_i) - i(n+1)\right|, \quad 10 < i < n-10$$

n représente la taille de la série testée. Le maximum de la série Wxy est extrait ainsi que sa position. Le seuil observé du test est approximé par la loi normale. Cette procédure est appliquée itérativement. À chaque fois qu'une discontinuité est significative, la médiane de chaque segment est calculée et retranchée. Par la suite, le test est appliqué sur la série ajustée. La procédure est répétée jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de discontinuités significatives. Lorsque toutes les discontinuités sont identifiées, leurs amplitudes sont estimées en terme du ratio de la variance entre les segments et à l'intérieur de chaque segment.

3.3.3.8 Tests sur les déviations cumulées

Des tests appliqués sur les déviations cumulées permettant de localiser l'emplacement d'une discontinuité dans des séries de précipitations totales annuelles ont été développés (Buishand, 1984; Buishand, 1982). Les déviations cumulées de la série étudiée sont calculées :

$$S_k^* = \sum_{i=1}^{k} (y_i - \bar{y}), \quad k = 1,\ldots,n$$

L'observation de l'année i de la série est notée par y_i. La série comprend n années d'observations au total. Par la suite, les déviations cumulées sont divisées par leur écart-type. Buishand (1982) propose un test sur le maximum des déviations cumulées standardisées. La statistique du test correspond au maximum en valeur absolue de cette série. De plus, l'emplacement de ce maximum indique l'emplacement du saut. L'autre statistique présentée est l'étendue des déviations cumulées standardisées. Les valeurs critiques de ces tests ont été obtenues par simulation et sont présentées par Buishand (1982). De plus, il suggère d'appliquer ce test sur la différence entre la série de base et une série de référence crée en moyennant les observations des stations voisines. Le test du ratio de Worsley présenté par Buishand (1982) constitue une autre façon de détecter un changement de moyenne dans une série. Il se calcule aussi à partir des déviations cumulées.

$$Z_k^* = \frac{S_k^*}{\sqrt{k(n-k)}}, \quad k = 1,\ldots,n-1$$

Encore une fois, la statistique de Worsley est donnée par le maximum de cette série après standardisation par l'écart-type. Par la suite, Buishand (1984) présente des statistiques à appliquer sur les résidus des moindres carrés d'un modèle de régression linéaire expliquant la série de base en fonction de la série de référence ($y_i = a + bx_i + e_i$). Le principe reste le même que pour les déviations, les résidus (e_i) sont cumulés et la statistique est formée à partir de ces derniers ($S_k' = \sum_{i=1}^{k} e_i, \quad k = 1,\ldots,n$).

3.3.3.9 Méthode de Boroneant et Tomozeiu

Cette procédure consiste à appliquer successivement les tests de Pettitt, de Mann-Kendall et d'Alexandersson pour l'homogénéisation de séries de températures mensuelles (Boroneant and Tomozeiu, 1999). Tout d'abord, le test de Pettitt est une approche non paramétrique pour identifier un changement de moyenne ou de variance dans une série (Pettitt, 1979). La méthode consiste à subdiviser séquentiellement une série de taille n en deux parties où le premier segment est de taille k pour k=1,…,n. Pour tous les points de changements possibles (k), on calcule la statistique suivante :

$$X_k = 2R_k - k(n+1)$$

où $R_k = \sum_{i=1}^{k} r_i$ et r_i sont les rangs de la première partie de la série sur la série complète. Ensuite, le seuil significatif des valeurs extrêmes de la série X_k est obtenu ainsi :

$$\alpha = \exp\left\{\frac{-6X_k^2}{n^3 + n^2}\right\}$$ pour un test unilatéral.

Par la suite, le test de Mann-Kendall permet également de tester la stabilité de la moyenne et de la variance d'une série d'observations. Il s'agit d'une procédure non paramétrique dans laquelle on compare chaque observation de la série de base avec ses observations précédentes. La statistique de ce test est donnée par

$$t = \sum_{n} n_i$$

où n_i représente le nombre d'observations entre 1 et i inférieures à x_i. Sous l'hypothèse nulle, cette statistique est distribuée avec l'espérance et la variance suivante :

$$E(t) = n(n-1)/4$$

$$V(t) = n(n-1)(2n+5)/72$$

Le seuil significatif du test s'obtient en sachant que

$$u(t) = \frac{t - E(t)}{\sqrt{V(t)}} \sim N(0,1)$$

Une valeur de u significative indique un saut dans la série. Ces deux tests sont appliqués de manière successive pour identifier des dates potentielles d'inhomogénéités. Le test d'Alexandersson, tel que présenté précédemment, est à son tour appliqué.

3.3.3.10 Méthode de Wijngaard

La méthode de Wijngaard consiste à appliquer 4 tests d'homogénéité différents sur des données annuelles et classifier les séries selon le nombre de tests significatifs (Wijngaard et al., 2003). Les tests permettant la localisation d'un saut sont : le test d'Alexandersson pour un saut (Alexandersson, 1986), un test basé sur l'étendue des sommes cumulées standardisées présenté par Buishand (1982) et le test de Pettit (Pettit, 1979). Comme le test d'Alexandersson, le test de Buishand est basé sur l'indépendance et la normalité des observations. Par ailleurs, le test de Pettitt étant non paramétrique, les données ne doivent pas provenir d'une distribution spécifique, mais doivent être indépendantes. Le ratio de Von Neumann (Von Neumann, 1941) ne peut détecter l'emplacement d'une inhomogénéité, mais il est sensible à la présence d'une tendance dans la série. Ces 4 tests complémentaires sont appliqués successivement sur la série étudiée. Ils sont présentés en détails dans Wijngaard et al (2003). La station est classifiée selon le nombre de tests significatifs au seuil de 1%. Elle appartient à la première catégorie lorsque 1 ou aucun test n'est significatif, à la deuxième catégorie lorsque deux tests rejettent l'hypothèse nulle et à la troisième catégorie lorsque 3 ou 4 des tests sont significatifs. Les séries classées dans la catégorie 1 peuvent être utilisées ultérieurement car elles semblent homogènes. Les séries appartenant aux classes 2 ou 3 doivent être investigués en consultant les métadonnées.

3.3.3.11 Segmentation des séries

La méthode présente est une procédure de segmentation de série hydrométéorologique (Hubert et al., 1989). Elle considère plusieurs ruptures possibles et cherche la segmentation optimale au sens des moindres carrés, celle pour laquelle l'écart entre la série et la segmentation considérée est minimale. Pour une série chronologique de taille n x_i, i=1,...,n , on note n_k la longueur du segment k et $\overline{x}_k$ sa moyenne :

$$\overline{x}_k = \frac{\sum_{i=i_{k-1}+1}^{i_k} x_i}{n_k}$$

La procédure consiste à calculer l'écart quadratique entre la série et la segmentation considérée.

$$D_m = \sum_{k=1}^{m} \sum_{i=i_{k-1}+1}^{i_k} \left(x_i - \bar{x}_k\right)^2$$

Un algorithme d'optimisation permettant d'essayer toutes les segmentations possibles afin d'identifier celle qui minimise D_m est présenté. Une fois que la segmentation optimale est identifiée, on teste l'égalité des moyennes des segments consécutifs au moyen du test des contrastes de Scheffé au seuil significatif de 1%.

$$H_0 : \bar{x}_k = \bar{x}_{k+1} \ \forall k = 1,\ldots,m-1$$
$$H_1 : \bar{x}_k \neq \bar{x}_{k+1} \ \forall k = 1,\ldots,m-1$$

La segmentation obtenue sera acceptée seulement si le test de Scheffé est significatif.

3.3.3.12 Processus de Poisson

Thompson (1984) a développé une méthode pour homogénéiser une série de précipitations totales mensuelles basée sur un processus aléatoire de Poisson. En effet, la fréquence des précipitations (ρ) est caractérisé par un processus de Poisson et son amplitude suit une loi exponentielle de moyenne μ. Pour appliquer le modèle, l'accumulation des précipitations doit être indépendante de leur fréquence. On considère que la distribution de Poisson est réaliste lorsque les précipitations sont de courtes durées comparativement au temps entre chaque évènement (Thompson, 1984). Cette méthode s'applique à une station qui a été déplacée à des dates connues. La série est divisée en plusieurs segments selon ces dates de changement. Le segment avec le plus d'années d'observations devient la série de référence et les autres séries seront comparées à celle-ci. La méthode ne devrait pas être appliquée sur des séries de taille inférieure à 10 (Thompson, 1984). La dérivation du modèle est expliquée en détails dans Thompson (1984). En se basant sur l'information historique, les estimateurs du maximum de vraisemblance sont dérivés pour chaque segment de la série. Les valeurs de ces paramètres servant de référence pour la région sont notées par ρ_0 et μ_0 alors que ρ_i et μ_i représentent la fréquence d'occurrence ainsi que la totalité des précipitations au site i. Le test d'homogénéité se fait à partir du test du rapport de vraisemblance donné par Thompson (1984). La statistique proposée tend vers une loi de Chi carré avec deux degrés de liberté lorsque les tailles d'échantillons sont grandes. Sous l'hypothèse nulle, il n'y a pas de différence entre les estimateurs du maximum de vraisemblance entre les deux sites tandis que sous la contre-hypothèse les estimateurs varient d'un site à l'autre. Finalement, le segment i est corrigé par le ratio de précipitations moyennes mensuelles avant et après le changement de site. Pour vérifier que la série corrigée est effectivement homogène, la statistique de Mann-Whitney est calculée afin de tester l'hypothèse que les deux séries font partie de la même population. Ce processus est répété pour tous les segments.

3.3.3.13 Filtre de Kolmogorov-Zurbenko (KZ)

Le filtre de Kolmogorov-Zurbenko possède la propriété de révéler les discontinuités abruptes sans toutefois modifier les changements qui se produisent sur une longue échelle de temps (Zurbenko et al., 1996). Il est applicable à des données contenant des tendances et des cycles saisonniers. Ce filtre a été testé directement sur des données prises en altitude (température et humidité). Premièrement, le filtre est appliqué sur les données brutes :

$$Z(t) = \frac{1}{2q+1} \sum_{j=-q}^{q} x_{t+j}$$

Les données filtrées sont représentées par $Z(t)$ tandis que x_t indique les données brutes. La moitié de la longueur de la fenêtre mobile mesure q. Par la suite, une série différenciée est crée ainsi que le taux de changement de cette série :

$$D(t) = |Z(t+q) - Z(t-q)|$$
$$D(t)' = D(t+1) - D(t)$$

Les longueurs de la fenêtre mobile sont ajustées pour appliquer le filtre adapté. Lorsqu'un point est situé dans une portion croissante de D(t), la taille de la moitié de cette fenêtre mobile sera égale à q. Pour un point situé dans une portion décroissante de $D(t)$, la moitié de la fenêtre mobile sera une fonction de $D(t)$ telle que:

$$q(t) = \begin{cases} q, & si\ D'(t) < 0 \\ f(D(t))q, & si\ D'(t) \geq 0 \end{cases}$$

où

$$f(D(t)) = 1 - \frac{D(t)}{max\left[D(t)\right]}$$

Soit $q_d(t)$ et $q_g(t)$ les moitiés gauches et droites de la fenêtre mobile, le filtre adapté est alors donné par:

$$y_t = \frac{1}{q_d(t) + q_g(t)} \sum_{i=-q_g(t)}^{q_d(t)} x_{t+i}$$

Les données brutes sont filtrées itérativement à l'aide de cette dernière formule. Les discontinuités de la série deviennent évidentes en représentant la série filtrée sur un graphique. Pour obtenir des informations plus quantitatives sur les discontinuités, la variance échantillonnale est calculée:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \sum_{i=q_g}^{q_d} \frac{(y_i - \bar{y}_t)^2}{q_d + q_g}$$

Les sauts sont significatifs lorsqu'ils dépassent la valeur critique de la distribution exponentielle de moyenne $n/(2q\sqrt{k})$. De plus, leur amplitude est estimée en calculant la différence les moyennes des q valeurs avant et après le saut des données filtrées.

3.3.4 Approches basées sur un critère

3.3.4.1 Critère de Schwarz

Le critère de Schwarz est une méthode paramétrique s'ajustant à une série de données normales indépendantes contenant des sauts d'amplitude inconnue à des emplacements inconnus (Schwarz, 1978). Elle permet de détecter le nombre de sauts (R) dans une série, ainsi que leurs emplacements. Zurbenko et al. (1996) expliquent comment l'appliquer directement sur des données prises en altitude. Tout d'abord, l'estimation de R se trouve en minimisant cette fonction :

$$SC(R') = \frac{n}{2}\ln\sigma_{R'}^{2} + R'\ln n$$

R' est le nombre de sauts estimé dans la série de taille n et $\sigma_{R'}^{2}$ correspond à l'estimateur du maximum de vraisemblance de la variance de la série. Pour toutes les positions de sauts possibles, cette fonction est calculée et le minimum est retenu. Le nombre de sauts maximum doit être entré préalablement. Par la suite, pour une valeur possible de R', les résidus sont crées en soustrayant les $R'+1$ moyennes calculées des données brutes. La variance dans la fonction s'estime en calculant la variance des résidus créés.

3.3.5 Approches basées sur l'analyse des ondelettes

3.3.5.1 Méthode de Datsenko

La méthode a été proposée pour ajuster les observations de températures prises avant 1850 parce que les observations de cette époque sont souvent mal documentées (Datsenko et al., 2002). Elle se définit par trois idées principales. En premier lieu, les séries climatiques sont décomposées en différentes échelles de temps et l'ajustement se fait sur ces différentes échelles. En deuxième lieu, on suppose que les inhomogénéités dans les séries sont nombreuses et qu'elles peuvent varier continuellement. En troisième lieu, on fait l'hypothèse que les données prises avant que l'on adopte des méthodes de calcul modernes sont de mauvaise qualité. La méthode proposée ajuste les séries même si l'amplitude des homogénéités détectées est inférieure à un certain seuil significatif. Si les données sont de bonne qualité, les ajustements apportés seront tellement faibles qu'ils en deviennent négligeables.

L'analyse se réalise simultanément sur la série de base ainsi que plusieurs séries prises à des stations voisines. La méthode offre une meilleure performance lorsque plusieurs stations sont incluses dans le procédé d'homogénéisation. On utilise la plus longue période d'observations commune [ts;tc]. Ensuite, on sépare toutes les séries en deux parties : la première contient des données qui renferment des biais et des erreurs tandis que les données de la seconde partie sont supposées correctes. L'information historique peut servir à déterminer la date de séparation des séries. On utilise une stratégie bayésienne pour maximiser la probabilité *a posteriori* que la vraie série est Ts sachant que l'on a les observations $\widetilde{Ts} \approx Ts$:

$$P(Ts \mid \tilde{Ts}) = \frac{P(Ts)P(\tilde{Ts} \mid Ts)}{P(\tilde{Ts})}$$

On estime la série Ts de cette façon :

$$\hat{Ts} = Ws(t)\tilde{Ts}(t) + \delta Ts(t), \quad ts \leq t \leq tc, \quad s = 1,...,ns$$

Pour la transformation de la série, la fonction d'ondelette de type *mexican hat* est suggérée. En effet, le calcul des poids $Ws(t)$ et corrections $\delta Ts(t)$ optimaux par la méthode des moindres carrés sera alors plus facile. Les poids peuvent être fonctions du temps ou invariants. Les corrections les plus simples à utiliser sont additives.

3.4 Études comparatives réalisées

Quelques études comparatives sur les techniques de détection des inhomogénéités dans des séries climatiques ont été réalisées par simulation (Ducré-Robitaille et al., 2003;Slonosky et al., 1999;Lubes-Niel et al., 1998;Easterling and Peterson, 1992;Zurbenko et al., 1996). Ces études sont très appréciées pour déterminer les méthodes qui semblent les plus prometteuses. Par ailleurs, les résultats de ces études dépendent de l'effectif des séries synthétiques générées et des caractéristiques de ces séries. Les conclusions de ces études ne seront pas généralisables dans tous les cas.

La plus récente effectuée est une comparaison de huit techniques différentes pour détecter des discontinuités dans des séries de température (Ducré-Robitaille et al., 2003). Ces dernières sont la méthode d'Alexandersson pour les sauts et pour les tendances, la régression multiple, la régression à deux phases (version proposée par Easterling et Peterson; 1995), le test de Student séquentiel, le test de Mann-Whitney séquentiel et la méthode bayésienne univariée pour un saut. Le test de Mann-Whitney séquentiel utilisé ne correspond pas à celui présenté dans la section 3.3.3.5. La méthode utilisée dans ce travail est similaire au test de Student séquentiel en remplaçant seulement le test. Ces méthodes ont été comparées sur des séries de température simulées homogènes, avec un saut ou un nombre aléatoire de sauts. Les résultats se résument ainsi :

1) Pour identifier les séries homogènes, la méthode d'Alexandersson pour les sauts, la régression multiple et l'approche bayésienne ont bien performé.
2) Pour détecter des sauts de grandes amplitudes, la plupart des méthodes fonctionnent bien. Par contre, les petits sauts sont plus facilement détectables par les méthodes d'Alexandersson et bayésienne en utilisant une série de référence.
3) Les méthodes possédant la capacité de déceler une tendance (Alexandersson pour tendances et régression multiple) sont portées à mal classifier les petits sauts.
4) La méthode d'Alexandersson pour les sauts, la régression multiple et la régression à deux phases ont offert la meilleure performance pour identifier des sauts multiples.
5) Le modèle de régression à deux phases présenté par Easterling et Peterson (1995) se montre très sensible, mais la version révisée de ce modèle (Lund et Reeves, 2002) pourrait améliorer la performance du modèle.
6) Le test de Student séquentiel est désavantagé parce que la fenêtre mobile n'était pas assez large.
7) Les méthodes incluant une ou des séries de référence performent mieux du fait qu'elles expliquent une part de la variabilité de la série de base.

Une étude comparative de trois méthodes d'homogénéisation a été réalisée sur des séries de pression en surface moyenne en Europe (Slonosky et al., 1999). Les inhomogénéités ont été détectées au pas de temps annuel et l'ajustement des séries est fait mensuellement. Les techniques utilisées sont l'analyse graphique des séries de différences, la méthode de Caussinus et Mestre et la méthode d'Alexandersson. La documentation a été consultée pour valider les inhomogénéités identifiées. Les grandes conclusions de cette étude sont :

1) La méthode de Caussinus et Mestre requiert d'un grand nombre de stations voisines pour fournir des facteurs de correction robustes. La méthode est problématique lorsque la station de base se trouve à un endroit isolée ou avec seulement quelques voisines (moins de six).

2) La méthode d'Alexandersson performe bien avec de bonnes séries de référence. L'efficacité de cette technique dépend alors de la disponibilité de séries de référence.
3) L'examen graphique des séries de différences a donné les meilleurs résultats. Cependant, l'efficacité de la méthode repose sur la stationnarité des données. Ce postulat n'est pas nécessairement raisonnable pour toutes les variables climatiques.

Une étude de puissance et de robustesse de quelques tests d'homogénéité utilisés en Afrique a été faite sur des séries synthétiques avec des caractéristiques qui représentent les hauteurs annuelles de précipitations observées en Côte d'Ivoire (Lubes-Niel et al., 1998). Ils ont comparé le test de corrélation sur les rangs de Kendall, le test de Pettitt, le test de Buishand, la procédure bayésienne de Lee et Heghinian et la procédure de segmentation des séries hydrométéorologiques de Hubert et Carbonnel. Ces méthodes ne fournissent pas les mêmes éléments de réponse quant à l'homogénéité d'une série. En effet, le test de Kendall sert à vérifier la présence d'une tendance dans les données, les tests de Pettitt et de Buishand permettent de positionner une rupture de moyenne et d'évaluer son seuil significatif, la méthode bayésienne de Lee et Heghinian permet d'estimer la distribution de la position de la rupture et la technique de segmentation de Hubert et Carbonnel est conçue pour la recherche de changements multiples de moyenne dans une série. L'intérêt de leur travail n'était pas de choisir la meilleure procédure, mais plutôt d'étudier la puissance et la robustesse de ces cinq méthodes dans des conditions contrôlées. La puissance des méthodes a été évaluée en introduisant des ruptures de moyenne (saut et tendance) dans des séries normales indépendantes. La robustesse a été évaluée en générant des séries normales indépendantes, lognormales indépendantes, gamma indépendantes, normales autocorrélées et des séries avec des ruptures d'écart-type. Voici les conclusions générales de cette étude :

1) Les tests de Kendall, de Pettitt et de Buishand donnent des résultats conformes à l'erreur de type 1 choisi sur les séries stationnaires.
2) La méthode bayésienne avec une loi *a priori* non informative détecte un fort pourcentage (40%) de ruptures sur les séries stationnaires. Elle devrait être utilisé seulement lorsque les séries étudiées ont une forte probabilité de rupture *a priori*.
3) Avec la procédure de segmentation, le pourcentage de séries rejetées alors qu'elles respectent l'homogénéité est acceptable.

4) La puissance de toutes les méthodes est supérieure à 50% pour détecter des sauts de moyenne dépassant 75% de la valeur de l'écart-type.
5) Les méthodes reposant sur l'indépendance des observations (Pettitt, Buishand, Lee et Heghinian) ne sont pas robustes lorsque les données contiennent une tendance. Ces méthodes montrent également un manque de robustesse lorsque les données sont autocorrélées.
6) Les méthodes basées sur la normalité des données (Buishand, Lee et Heghninian, Hubert et Carbonnel) offrent une bonne performance lorsque cette hypothèse n'est pas respectée.
7) Les méthodes exigeant l'invariance de l'écart-type (procédure bayésienne, Pettitt, Buishand) sont relativement robustes lorsque les séries contiennent des ruptures d'écart-type et que la moyenne est stationnaire.

Des méthodes indépendantes de l'information historique disponible, facilement automatisables et qui considèrent une série de référence formée de stations voisines ont été comparées sur des séries de température simulées et sur des séries réelles bien documentées (Easterling and Peterson, 1992). L'objectif de cette étude était de déterminer la performance de chacune des techniques à identifier correctement l'année d'une discontinuité et d'estimer l'amplitude du facteur de correction à appliquer. Entre autres, les méthodes suivantes ont été étudiées : la méthode d'Alexandersson, le test bivarié, le test de Student séquentiel, l'analyse des doubles accumulations, les sommes cumulatives parallèles et la régression à deux phases. Les méthodes qui ont bien identifié une discontinuité ont ensuite été testées pour détecter des inhomogénéités multiples. Par la suite, elles ont été appliquées aux données réelles pour comparer les résultats avec l'information historique disponible. Les grandes conclusions de ce travail sont :

1) Toutes ces méthodes se sont montrées efficaces pour détecter un saut d'amplitude 2σ.
2) La régression à deux phases semble plus appropriée pour détecter des tendances que des sauts.
3) Pour identifier un saut de faible amplitude, la méthode d'Alexandersson, le test bivarié et le test de Student ont offert la meilleure performance.

4) Le test de Student est moins approprié pour détecter des sauts multiples. En effet, les valeurs critiques augmentent considérablement vers la fin de la série et ainsi le test est inapproprié pour examiner les segments plus courts de la série de base.
5) La technique d'Alexandersson et le test bivarié ont été retenus pour détecter des sauts multiples. Lorsque le nombre de discontinuités augmente, la méthode d'Alexandersson fournit une meilleure performance.
6) Par ailleurs, l'efficacité de la méthode d'Alexandersson diminue lorsque les séries de référence ont des écarts-type de 0.5 à 1.5 fois celui de la série de base.
7) Pour les changements plus graduels, le test bivarié et la méthode d'Alexandersson tendent à identifier un saut dans le milieu de cette tendance.
8) Les deux méthodes précédentes ont été appliquées à des stations possédant de l'information historique et elles ont identifié des discontinuités non documentées.

Enfin, Zurbenko et al. (1996) ont comparé leur filtre (Kolmogorov-Zurbenko) avec le critère de Schwarz pour détecter des discontinuités dans des séries de données en altitude. Ils ont appliqué les techniques sur des séries simulées contenant des patrons saisonniers. Les deux méthodes ont la propriété d'estimer directement la dimension du modèle sans passer par des tests d'hypothèse. Le filtre a offert une meilleure performance que le critère de Schwarz sur les séries avec des tendances cycliques. Par contre, le critère de Schwarz offre une performance supérieure lorsque les données sont distribuées normalement. Les deux méthodes ont eu du mal à détecter de petites discontinuités. Zurbenko et al. (1996) suggèrent d'utiliser le critère de Schwarz pour faire une analyse exploratoire en support à d'autres méthodes et à l'information historique.

3.5 Logiciels d'homogénéisation

Des logiciels d'homogénéisation ont été développés afin de faciliter l'utilisation d'une méthode et la correction d'une série. Le logiciel AnClim (2005) inclut plusieurs méthodes subjectives et la méthode d'Alexandersson, la régression multiple, la régression à deux phases et l'approche bivariée : http://www.sci.muni.cz/~pest/. De plus, la version de la régression à deux phases de Wang (2003) a été programmée avec le logiciel R : http://cccma.seos.uvic.ca/ETCCDMI/software.html. Le logiciel RHTest (2005) sert à détecter des sauts multiples dans une série avec une tendance linéaire pour la série de base complète. Enfin, la méthode MASH est également disponible dans un logiciel pour homogénéiser simultanément plusieurs séries appartenant à la même région climatique : http://www.wmo.ch/web/wcp/clips2001/html/MASH_software.htm (2003). Lorsqu'une série est analysée, toutes les autres servent de référence. Tour à tour, les séries sont toutes homogénéisées de cette façon. Le logiciel HOCLIS (Böhm et al., 2001;Auer et al., 2005) développé en Autriche permet l'utilisation des méthodes de Craddock, d'Alexanderson et de Szentimrey. Enfin, le logiciel THOMAS développé par MétéoSuisse (Begert et al., 2005) permet l'utilisation de 12 méthodes d'homogénéisation différentes, subjectives ou objectives, dont certaines détectent des sauts de moyenne, de variance ou des tendances.

4. Discussion des méthodes d'homogénéisation

Le but de ce travail est de réviser les méthodes d'homogénéisation des données climatiques et d'identifier celles qui sont appropriées pour les précipitations. À cet effet, la revue de littérature touche d'abord les données climatiques en général et une analyse d'applicabilité aux séries de précipitations du Québec est présentée. Un résumé des méthodes d'homogénéisation des données climatiques est exposé suivi d'une analyse critique des ces dernières. Les méthodes qui semblent applicables à des séries de précipitations au point de vue théorique sont discutées.

Pour procéder au choix d'une méthode d'homogénéisation, il est important de se questionner sur plusieurs points comme la disponibilité de métadonnées et de stations voisines, la validité du modèle, la capacité de différencier les sauts des tendances, l'usage que l'on veut faire (homogénéisation ou identification de séries douteuses) et le temps disponible pour opérer. Voici donc les questions qui devraient être formulées afin de mieux choisir la méthode appropriée :

1) La station de base (les voisines si il y en a) est-elle bien documentée?
2) Est-il vraisemblable de trouver des stations voisines appartenant à la même région climatique?
3) Les hypothèses du modèle sont elles raisonnables?
4) Est-ce possible de distinguer les deux types d'inhomogénéités?
5) Est-ce qu'une série inhomogène s'ajuste facilement?
6) Est-ce rapidement exécutable?

Les méthodes énoncées dans ce document sont résumées en fonction de ces six points.

4.1 Résumé des approches subjectives

Le tableau 1 présente un résumé des méthodes subjectives. Les caractéristiques sont déterminées en tentant de répondre aux six questions énumérées ci-haut. Elles sont placées dans l'ordre de présentation de la section 3.

Tableau 1 : Résumé des méthodes subjectives d'homogénéisation des données de précipitations.

Approche	Caractéristiques
Sommes cumulatives parallèles	1. Il est préférable de consulter la documentation de la station de base; 2. la disposition de plusieurs stations voisines est nécessaire; 3. les données doivent être normales pour calculer le seuil significatif du saut identifié; 4. la méthode ne détecte que les sauts; 5. un saut se corrige; 6. il faut prendre le temps d'examiner minutieusement plusieurs graphiques, mais la correction est rapidement effectuée.
Analyse graphique des déviations cumulées	1. L'information sert à trouver la cause d'un saut détecté; 2. la méthode s'applique en possession d'une série de référence homogène; 3. on suppose qu'un changement dans la série se remarque plus facilement avec les déviations cumulées; 4. il est délicat de distinguer un saut d'une tendance; 5. un facteur de correction pour un saut est facilement dérivable, mais les tendances ne sont pas ajustables avec cette méthode; 6. constitue une bonne analyse exploratoire avant d'appliquer une méthode plus objective.
Analyse graphique des doubles accumulations	1. La méthode se montre efficace lorsque les dates de changements sont connues; 2. une série de référence (homogène de préférence pour éviter de mal interpréter un saut) est utilisée pour comparer avec la série de base; 3. les précipitations observées aux deux sites sont proportionnelles et les postulats relatifs à l'ajustement d'un modèle de régression linéaire sont vérifiés; 4. seuls les sauts sont détectables avec cette méthode; 5. la série de base se corrige par le ratio des deux pentes de régression estimées; 6. facile d'utilisation.

Analyse graphique des résidus cumulés	1. La documentation de la station de base sert à valider les inhomogénéités identifiées; 2. la série de référence utilisée doit être homogène; 3. les hypothèses de la régression linéaire simple doivent être satisfaites; 4. un saut est difficilement différenciable d'une tendance; 5. un facteur de correction se calcule facilement; 6. simple à utiliser dans la mesure où l'utilisateur a des connaissances en régression.
Analyse graphique des ratios	1. L'efficacité de la méthode dépend de la qualité de l'information à la station de base; 2. une série de référence homogène est utilisée à des fins de comparaisons; 3. la méthode est basée sur l'hypothèse que les ratios sont distribués aléatoirement autour d'une constance lorsque les séries sont homogènes; 4. le but n'est pas d'identifier clairement un saut ou une tendance, mais de dévoiler qu'il y a une discontinuité dans la série; 5. un saut pourrait se corriger en multipliant un segment de la série par le ratio des deux moyennes; 6. cette méthode est la plus élémentaire à appliquer.

En général, toutes ces méthodes sont adéquates lorsque l'usager possède une bonne connaissance des évènements qui se sont produits à la station de base et aux stations voisines considérées. Elles sont souvent employées à titre exploratoire pour appuyer les résultats obtenus avec des méthodes objectives.

4.2 Résumé des approches objectives

Parmi les méthodes objectives, on retrouve des méthodes très prometteuses. Cependant, il en existe un grand nombre et chacune possède ses particularités distinctes. Dans cette section, une synthèse de ces méthodes est présentée dans le but de faciliter le choix d'une méthode. L'ordre de présentation des méthodes de la section 3 est conservé.

Tableau 2 : Résumé des méthodes objectives d'homogénéisation des données de précipitations.

Approche	**Caractéristiques**
Méthode bayésienne univariée	1. La consultation de l'information historique n'est pas nécessaire, mais permet d'améliorer le modèle; 2. cette procédure est conçue pour évaluer l'homogénéité absolue, mais on peut incorporer l'information d'une série de référence dans la distribution *a priori*; 3. les postulats de normalité, d'homogénéité des variances et d'indépendance des résidus doivent être respectés; 4. la méthode permet d'identifier l'emplacement d'un changement de moyenne; 5. cette méthode permet d'estimer l'amplitude du saut; 6. le temps de calcul est plus long que les méthodes classiques, mais demeure raisonnable.
Méthode bayésienne bivariée	1. L'information historique peut améliorer les résultats; 2. on utilise une série de référence dans ce modèle; 3. la série de base et la série de référence sont distribuées selon la loi normale bivariée et les postulats traditionnels sur les résidus doivent être respectés; 4. on teste l'homogénéité de la série contre l'hypothèse de l'existence d'un saut; 5. cette méthode ne fournit pas d'outil de correction directement, mais permet d'estimer l'amplitude d'un saut; 6. la méthode est assez complexe à programmer, mais elle a été utilisée sur des débits.
Méthode bayésienne multi-sauts	1. Les métadonnées peuvent servir à choisir une distribution *a priori* informative; 2. les séries voisines sont les variables explicatives dans le modèle de régression multiple; 3. la distribution a priori a une influence sur les résultats ; 4. la méthode peut détecter un ou plusieurs sauts de moyenne et/ou d'écart-type; 5. les sauts de moyenne et d'écart-type sont estimés;

	6. le temps de calcul est long, mais raisonnable (quelques secondes à quelques minutes pour une série de 100 ans).
Régression multiple	1. La méthode peut s'appliquer sans métadonnées; 2. au moins une série voisine homogène qui a des enregistrements sur un même intervalle de temps que la série de base est nécessaire pour appliquer la méthode; 3. les modèles de régression sont basés sur la normalité et l'homogénéité des variances des données; 4. les sauts et les tendances sont détectables avec cette méthode; 5. l'ajustement de la série de base pour les sauts et tendances qu'elle contient est réalisable; 6. la méthode se programme et s'éxécute facilement
Régression à deux phases	1. La méthode ne dépend pas de la documentation à la station de base; 2. selon la disponibilité d'une série de référence homogène, elle peut être incluse dans le modèle; 3. les postulats habituels d'un modèle de régression linéaire doivent être respectés; 4. il est possible d'obtenir le seuil significatif de sauts et de tendances; 5. une série inhomogène est ajustable pour les deux types de discontinuités; 6. la méthode est relativement simple lorsque l'utilisateur a une formation sur la régression linéaire simple
Régression multiphase	1. S'applique lorsque la documentation est incomplète; 2. au moins 4 séries voisines sont nécessaires (elles sont positivement corrélées à la série de base et dans un kilométrage restreint autour de celle-ci); 3. les hypothèses courantes d'un modèle de régression linéaire doivent être respectés; 4. la méthode vise à détecter des sauts et des tendances; 5. la méthode ne fournit pas de facteur de correction, mais ils sont facilement dérivables en utilisant la méthode de la régression à deux phases; 6. la méthode s'éxécute rapidement.

Méthode de Jaruskova	1. La méthode s'applique avec ou sans idée de la date d'une rupture; 2. on peut inclure une série de référence; 3. les postulats de normalité et d'homogénéité des variances doivent être respectés; 4. la méthode sert à détecter un saut; 5. l'amplitude et la position d'un saut sont estimés; 6. la méthode est facile à utiliser.
Méthode d'Alexandersson	1. La consultation de l'information historique est complémentaire avec cette méthode; 2. le nombre de séries de référence est libre au choix de l'utilisateur; 3. les données sont distribuées normalement et la variance est constante; 4. il y a deux tests distincts pour les deux types d'inhomogénéités; 5. les sauts sont facilement ajustables; 6. les mathématiques du test pour les tendances sont beaucoup plus compliquées que pour les sauts, mais ils s'automatisent facilement.
Méthode de Szentimrey	1. L'information historique n'est pas nécessaire; 2. le nombre de séries de référence peut varier, au mois une; 3. le terme d'erreur de la série de différences est distribué selon la loi normale centrée réduite; 4. ce test ne modélise pas une inhomogénéité de type tendance; 5. les sauts sont facilement ajustables; 6. cette méthode s'automatise, le logiciel MASH (Szentimrey, 1998) a été développé pour l'appliquer étape par étape.
Approche bivariée	1. La méthode s'applique indépendamment de la documentation de la station de base; 2. une série de référence homogène est nécessaire; 3. les hypothèses de normalité, d'indépendance et de stationnarité doivent êtres respectés; 4. seuls les sauts sont détectables; 5. il n'y a pas de facteur de correction fournit, mais l'amplitude du saut est estimable;

	6. le test comporte quelques mathématiques à calculer, mais demeure aisément calculable.
Méthode de Caussinus et Mestre	1. Les métadonnées peuvent être consultées pour expliquer les ruptures détectées; 2. plusieurs séries sont homogénéisées simultanément en étant série de base tour à tour; 3. la méthode repose sur l'hypothèse que les données sont normales et que les segments entre les ruptures sont homogènes et peuvent servir de référence; 4. la méthode détecte les sauts de moyenne; 5. les séries se corrigent simultanément; 6. cette méthode a été utilisée par Météo-France pour homogénéiser des réseaux d'observations.
Méthode de Karl et Williams	1. L'information historique est la base même de cette méthode; 2. des stations voisines fortement corrélées à la station de base fourniront les séries de référence; 3. le test appliqué pour les précipitations est non paramétrique, alors aucune hypothèse spécifique ne doit être respectée; 4. destinée à détecter des sauts; 5. la série de base est corrigée pour tous les sauts significatifs qu'elle contient; 6. les calculs sont automatisables.
Test de Student séquentiel	1. L'information historique permet d'appuyer les résultats de la méthode; 2. au mois six séries de référence homogènes servent à éliminer l'effet du climat régional; 3. les données suivent la loi normale et leur variance est constante; 4. la méthode est vouée à la détection de sauts seulement; 5. la correction n'est pas incluse dans cette méthode; 6. la technique est facilement programmable et n'est pas basée sur des mathématiques très compliquées.
Test de Mann-Whitney séquentiel	1. La documentation sert à découvrir la cause d'une discontinuité détectée; 2. aucune station voisine n'est considérée dans cette méthode;

	3. le test est non paramétrique, donc indépendant d'une distribution spécifique; 4. la méthode ne peut distinguer un saut d'une tendance; 5. l'ajustement de la série de base se fait à chaque itération de la méthode; 6. l'application de la méthode est simple.
Tests sur les déviations cumulées	1. La documentation de la station de base sera consultée pour valider les résultats de la méthode; 2. une série de référence peut être incorporée et les tests seront appliqués sur la série de différences; 3. ces tests se basent sur le fait qu'un changement dans la série se remarque plus facilement avec les déviations cumulées; 4. la méthode ne peut distinguer un saut d'une tendance; 5. il n'y a pas d'outil de correction suggéré 6. tests simples pouvant être succédés par une autre méthode plus poussée.
Méthode de Boroneant et Tomozeiu	1. La documentation de la station permet de déterminer les causes des inhomogénéités détectées; 2. une série de référence peut être utilisée; 3. les postulats liés au test d'Alexandersson doivent être respectés; 4. les tests de Pettitt et de Mann-Kendall sont sensibles à un changement de moyenne et de variance; 5. la correction de la série de base peut se faire selon la méthode d'Alexandersson; 6. la méthode est plus longue à appliquer puisqu'elle combine trois tests différents.
Méthode de Wijngaard	1. L'information disponible permet d'investiguer sur les séries inhomogènes; 2. les stations voisines ne sont pas impliquées; 3. les données doivent être normales et de variance constante; 4. la méthode est sensible aux deux types de discontinuités; 5. la méthode ne vise pas à corriger pour les inhomogénéités; 6. les quatre tests devant être appliqués en font une méthode plus complexe.

Segmentation des séries	1. Les métadonnées permettent d'investiguer sur la cause des inhomogénéités; 2. des stations voisines ne sont pas incluses; 3. les postulats de test de Scheffé doivent être respectés; 4. la méthode positionne plusieurs ruptures de moyenne; 5. la méthode ne permet pas la correction; 6. méthode facile à utiliser.
Processus de Poisson	1. Les dates des déplacements du site étudié doivent être connues; 2. la série de référence est le plus long segment de la série de base; 3. la station a été déplacée à des dates connues dans un rayon d'un maximum de deux kilomètres de distance; 4. plusieurs sauts sont détectables; 5. l'amplitude des sauts est estimable, donc la série se corrige facilement; 6. la méthode est lourde à appliquer.
Filtre de Kolmogorov-Zurbenko	1. La consultation de l'information historique se fait au gré de l'utilisateur; 2. le filtre s'applique directement sur la série de base; 3. les données contiennent des tendances cycliques; 4. la méthode détecte seulement les sauts; 5. se corrige facilement; 6. la méthode est longue d'application, mais elle estime directement le nombre de sauts, une seule itération.
Critère de Schwarz	1. La consultation de l'information historique est nécessaire; 2. aucune série de référence n'est prise en considération; 3. le nombre de sauts maximum dans la série est connu; 4. la méthode détecte des sauts multiples; 5. les facteurs de correction ne sont pas fournis; 6. le critère est facile à appliquer.

Méthode de Datsenko	1. L'information historique doit être consultée; 2. l'analyse se fait sur plusieurs séries simultanément qui ont des données communes sur un certain intervalle de temps; 3. on suppose que les inhomogénéités sont nombreuses, qu'elles varient continuellement et que les données anciennes sont de mauvaises qualité; 4. les sauts et les tendances sont détectables avec cette méthode; 5. la méthode ajuste toutes les séries; 6. la méthode s'adresse aux personnes qui ont une base en théorie des ondelettes.

4.3 Analyse critique des méthodes

Les méthodes subjectives ont servi à ajuster des séries de données pendant longtemps. Le fait qu'elles soient basées sur le jugement de l'utilisateur constitue à la fois un point fort et un point faible. La personne qui utilise une technique subjective peut évaluer le poids à donner à certains éléments selon leur importance (la qualité des métadonnées et des séries voisines ou l'amplitude d'une rupture par rapport à la variance de la série). Par ailleurs, une personne non experte risque de commettre des erreurs de jugement. Néanmoins, ces méthodes constituent une bonne façon de s'approprier les données à titre exploratoire. Les techniques qui n'utilisent qu'une série voisine comme l'analyse des doubles accumulations ou l'analyse graphique des ratios sont risquées puisqu'il est impossible de savoir laquelle de la série de base ou de la série de référence contient une inhomogénéité. De ce fait, elles se montrent efficaces lorsque les dates de changements sont connues (Kohler, 1949). De plus, si la série de référence est mal choisie, des variations naturelles causant des changements de pente peuvent être interprétées comme des inhomogénéités. Les méthodes graphiques incluant plusieurs séries voisines seront beaucoup plus appropriées si les métadonnées sont incomplètes (Sommes cumulatives parallèles, Analyse graphique des séries de différence). La méthode de Tayanc sera également adéquate lorsque les métadonnées sont exhaustives. En effet, lorsque la station visée n'a pas d'archives, cette méthode permet seulement de classifier la station comme douteuse.

La méthode bayésienne univariée pour un saut ne permet de détecter qu'un changement par station. Par contre, en examinant le graphique des densités *a posteriori* de l'emplacement et de l'amplitude du changement, on peut discerner d'autres sauts potentiels. Lorsque la procédure ne tient pas compte de l'information des stations voisines, il est impossible de conclure directement à un changement sauf si les métadonnées appuient les résultats de la méthode. L'approche bayésienne de Asselin et al. (1999) réussit à identifier correctement les sauts multiples, mais ils sont sous-estimés étant donné qu'elle n'est pas conçue pour détecter plusieurs changements. Cette méthode ne tient compte que d'une station de référence, il est alors nécessaire de comparer les résultats avec l'information historique avant de conclure à un changement. De plus, les deux méthodes bayésiennes discutées jusqu'ici sont valables dans la mesure ou les données s'ajustent à une distribution normale et ont une variance constante. La méthode bayésienne multi-sauts possède l'avantage de s'adapter sans difficulté à une distribution non normale. Par ailleurs, la distribution a priori a une influence sur le résultat. Ceci peut être contournée par l'adoption de distributions non informatives pour les paramètres qui sont continus, mais la question est plus délicate pour la position du changement. Par contre, elle détecte tous les sauts en une fois contrairement aux méthodes séquentielles, évitant ainsi l'interférence d'éventuels sauts non encore détectés. Enfin, toutes les méthodes statistiques classiques s'éxécutent rapidement, mais le temps de calcul des méthodes bayésiennes est considérablement plus élevé. Il demeure néanmoins raisonnable pour des applications pratiques sur quelques stations.

Les méthodes statistiques classiques (saut la méthode du test de Wilcoxon séquentiel qui est une approche non-paramétrique) sont basées sur la normalité des données. Lorsque les séries à homogénéiser ne proviennent pas d'une distribution normale, ces méthodes ne sont pas applicables. Dans un même ordre d'idées, certaines méthodes (Approche bivariée, Méthode d'Alexandersson, Test de Student séquentiel, les méthodes basées sur la régression) requièrent également que la variance de la série soit constante. Donc, un saut de variance peut affecter la performance de ces méthodes. Les hypothèses qui sous-tendent le test de Scheffé doivent être respectées pour appliquer la segmentation des séries. Une étude de robustesse quant aux postulats exigés pourrait être effectué pour vérifier jusqu'à quel point leur non-respect affecte les résultats. Les méthodes non paramétriques comme le test de Wilcoxon séquentiel ont l'avantage d'être basées sur des concepts de statistique non paramétrique robustes et indépendants de toute distribution. De plus, les observations extrêmes ont moins d'effet sur le résultat du test. Ensuite, l'application séquentielle des tests de Wilcoxon et de Student peut modifier l'erreur de type 1, mais ce problème se contre en diminuant le seuil critique de chaque méthode. Enfin, la méthode d'Alexandersson et le test de Student séquentiel sont sensibles au coefficient de variation de la série. Le test d'Alexandersson se montre plus ou moins sensible selon que ce coefficient est faible ou élevé (Alexandersson and Moberg, 1997). Une variance forte fera en sorte que la statistique de Student est faible et ainsi la série est déclarée homogène sans l'être nécessairement.

Les mathématiques de la plupart de ces méthodes ont été développées pour détecter un seul saut de moyenne dans la série. Il est possible que ces méthodes soient moins performantes à détecter des sauts multiples plutôt qu'un seul saut de moyenne. En présence de sauts multiples, la correction des données peut être biaisée. L'estimation d'un saut peut être faussé par la présence d'autres sauts dans la série. Lorsqu'une méthode développée pour détecter un changement de moyenne est appliquée séquentiellement pour détecter des sauts multiples, une attention particulière doit être accordée à la façon d'estimer l'amplitude des sauts pour ne pas laisser d'autres sauts éventuels interférer dans les calculs. En effet, lorsque les facteurs de correction sont calculés pendant la segmentation de la série, ils ne sont pas nécessairement déterminés avec des segments homogènes seulement. Les méthodes qui peuvent détecter des sauts multiples en une application (Méthode bayésienne multivariée multi-sauts, Filtre de Kolmogorov-Zurbenko, Critère de Schwarz, Segmentation des séries) ont l'atout de fournir des estimations non biaisées par d'autres discontinuités. De plus, plusieurs techniques tendent à détecter des inhomogénéités au début et à la fin des séries. Pour contrer ce problème, les inhomogénéitées inexplicables identifiées en début ou en fin de série peuvent être ignorées.

Certaines méthodes ont la capacité de détecter à la fois des sauts et des tendances (Méthode d'Alexandersson, Régression multiple, Régression à deux phases). Cependant, le test d'Alexandersson pour les sauts semble détecter un saut près du milieu d'un segment en réalité tendancieux. De plus, le test d'Alexandersson destiné aux tendances conduit à une classification de plusieurs sauts consécutifs comme une tendance. La régression à deux phases se montre plus adéquate pour détecter des tendances que des sauts (Easterling and Peterson, 1992). Par ailleurs, les méthodes possédant la capacité de déceler une tendance sont portées à mal classifier les petits sauts (Ducré-Robitaille et al., 2003). La détection de sauts de faibles amplitudes est problématique dans la plupart des cas. Par contre, en travaillant avec les déviations cumulées, un changement de moyenne est plus prononcé que dans une série d'observations brutes. En conséquent, les tests sur les déviations cumulées permettent de détecter plus facilement des inhomogénéités de faible amplitude.

Certaines méthodes s'appliquent dans des conditions très spécifiques. Par exemple, la technique de Datsenko, basée sur l'analyse des ondelettes, n'implique pas de postulat spécifique à respecter, mais la série de données doit être prise avant que l'on adopte des méthodes de calcul modernes. Cette dernière sera appropriée pour les pays qui possèdent de longues séries d'observations. La méthode basée sur un processus de Poisson a également un champ d'application très restreint. En effet, seules des inhomogénéités causées par des déplacements de stations qui ont été déplacées dans un rayon d'un ou deux kilomètres de distance.

L'efficacité des méthodes qui utilisent une ou plusieurs séries voisines dépend de la qualité des données de ces stations et de la quantité de ces stations. En effet, lorsque plusieurs séries de référence sont introduites dans le modèle, une inhomogénéité éventuelle dans l'une de celles-ci aura moins d'impact sur l'ajustement du modèle que lorsqu'une seule série de référence est disponible. En pratique, le nombre de stations voisines varie selon les réseaux d'observations souvent peu denses. De plus, il est ardu d'avoir la certitude de l'homogénéité d'une station voisine. Cependant, elles sont extrêmement importantes pour éviter d'interpréter un changement climatique comme une inhomogénéité. Par contre, lorsque toutes les stations du réseau étudié ont des changements d'instruments simultanés, les tests d'homogénéité absolus sont préférables aux tests relatifs qui se basent sur des stations voisines. Des méthodes comme celles de Szentimrey et Caussinus et Mestre qui homogénéise un ensemble de stations simultanément ne sont pas basées sur l'hypothèse que la ou les séries voisines utilisées sont homogènes. Ceci constitue un avantage lorsque le nombre de stations du réseau à homogénéiser est élevé. Néanmoins, pour les réseaux d'observations à faible densité, ces techniques ne sont pas appropriées.

La recherche et la consultation des archives constituent des étapes primordiales dans l'évaluation de l'homogénéité d'une série climatique. Toutefois, toutes les modifications effectuées ne sont pas nécessairement enregistrées et les changements trouvés dans les métadonnées n'apportent pas forcément un changement significatif. De ce fait, il est important de sélectionner des méthodes qui sont capables de détecter des ruptures même si les métadonnées sont incomplètes. Elles serviront alors à appuyer les résultats obtenus.

De plus en plus, plusieurs techniques d'homogénéisation sont appliquées sur une même série et la décision se base sur les résultats de plusieurs tests (Méthode de Boroneant et Tomozeiu, Méthode de Wijngaard). Cela permet de mieux localiser les inhomogénéités. En effet, lorsque plusieurs méthodes localisent le même saut et que l'information historique confirme un changement à cette date, la série de base peut être corrigée sans crainte de biaiser les données.

4.4 Analyse d'applicabilité aux séries de précipitations totales annuelles

Cette section vise à identifier les méthodes qui peuvent homogénéiser des séries de précipitations totales annuelles. Premièrement, certaines d'entre elles comme l'analyse des doubles accumulations, l'analyse graphique des ratios, l'analyse graphique des déviations cumulées, la méthode d'Alexandersson, l'approche bivariée et les tests sur les déviations cumulées ont été développées spécialement pour l'homogénéisation des précipitations totales annuelles. De plus, les méthodes de Szentimrey, de Jaruskova et de Caussinus-Mestre permettent d'homogénéiser plusieurs types de variables incluant les précipitations. Plusieurs applications ont été faites sur des données de précipitations. Par exemple, la méthode d'Alexandersson a servi à homogénéiser des séries de précipitations en Norvège (Hanssen-Bauer and Forland, 1994), en France (Lamarque and Jourdain, 1994), en Suède et en Finlande (Peterson et al., 1998). La procédure de Boroneant et Tomozeiu a permis d'homogénéiser des séries de précipitations en Italie (Tomozeiu et al., 2000). Wijngaard et al. (2003) ont appliqué leur méthode sur des séries de précipitations localisées en Europe. Puisque les précipitations sont très variables, Wijngaard et al. (2003) ont extrait le nombre de jours humides par année (précipitations de plus de 1 mm) et appliqué leur méthode sur cette variable. Cette variable a pour effet de réduire la variabilité et ainsi, seuls les sauts assez grands peuvent être détectés. De plus, cette méthode a été choisie pour tester l'homogénéité de séries de pluie en Éthiopie (Conway et al., 2004). Chez Météo-France, les séries de précipitations sont homogénéisées selon la méthode de Caussinus et Mestre. En

Autriche, l'homogénéité du réseau de mesure de précipitations a été vérifiée au moyen du test de Craddock sur les déviations cumulées combiné à une analyse des métadonnées (Peterson et al., 1998). En Suisse, les séries de précipitations ont été homogénéisées en combinant 12 méthodes et la consultation des métadonnées en utilisant le logiciel THOMAS (Begert et al., 2005). Au Canada, les précipitations ont été homogénéisées pour des changements d'instruments systématiques à tout le réseau et pour des modifications dans la façon de prendre les observations (Mekis and Hogg, 1999). Aux Etats-Unis, les métadonnées ainsi que la méthode de Karl et Williams sont combinées. La méthode de Rhoades et Salinger (1993) est appliquée en Nouvelle-Zélande et dans les îles du Pacifique.

Certaines techniques développées afin d'homogénéiser des séries de températures moyennes annuelles pourraient performer également pour des séries de précipitations totales annuelles. Cela va dépendre de la distribution des données (normale ou non-normale). Par exemple, l'applicabilité de la régression multiple, des différents modèles de régression à deux phases, de la méthode bayésienne multivariée multi-sauts, du filtre Kolmogorov-Zurbenko, du critère de Schwarz, du test de Student et de Wilcoxon séquentiel n'a pas encore été testé. Les méthodes citées dans cet article ont été développées dans le but précis de tester ou de corriger l'homogénéité de séries climatiques. Par ailleurs, d'autres techniques statistiques qui servent à analyser les ruptures dans les séries chronologiques pourraient également accomplir cette tâche (Chen and Gupta, 2001;2000;Raimondo and Tajvdi, 2004;Lavielle and Moulines, 1997;Gombay, 2003;Ghorbanzadeh, 1995).

5. Conclusion

La correction des inhomogénéités dans les séries climatiques est cruciale pour tous types d'analyses sur des variables climatiques. Plus particulièrement, il est important de posséder des séries de précipitations de qualité pour prendre des décisions basées sur des données fiables dans les recherches sur les changements climatiques ou même d'autres domaines comme l'irrigation de l'eau ou la production d'énergie. Avec la prise de conscience que des changements artificiels dans une série de données peuvent biaiser les analyses, le besoin de jeux de données homogènes se fait sentir.

Un grand nombre de méthodes d'homogénéisation ont été présentées dans cette revue de littérature. Les méthodes objectives ont été approfondies parce qu'elles sont plus complètes. Néanmoins, il ne faut pas négliger la possibilité d'utiliser une approche subjective avant d'appliquer une méthode plus poussée pour bien visualiser le comportement des données et éviter de commettre des erreurs. En effet, même si quelques méthodes objectives sont très avancées, rien n'empêche que des erreurs se produisent et une bonne connaissance des données permet d'éviter une correction erronée. La tendance dans les méthodes à venir consiste à combiner plusieurs tests très différents et de déclarer une série inhomogène seulement lorsque plusieurs tests sont significatifs. Cela évite de réduire le nombre de fausses alarmes. De plus, la consultation des métadonnées est essentielle malgré l'utilisation d'une méthode sophistiquée. L'ajustement des séries climatiques est une tâche délicate et il faut connaître les raisons des corrections apportées.

Le choix de la méthode optimale à utiliser ou même la combinaison des méthodes à utiliser dépend fortement des caractéristiques de la station. Les problèmes majeurs consistent à identifier des séries voisines adéquates et trouver de l'information sur la station de base et ses voisines. Idéalement, les méthodes d'homogénéisation pourraient détecter plusieurs sauts et tendances et identifier correctement leurs emplacements ainsi que leurs amplitudes. De plus, tous les réseaux d'observations seraient denses et bien documentés.

De toutes les méthodes d'homogénéisation des données climatiques existantes, seulement quelques unes ont été appliquées sur des précipitations. Une étude comparative portant sur les méthodes d'homogénéisation des séries de précipitations serait la bienvenue. Ainsi, les méthodes susceptibles d'être applicables aux précipitations seraient comparées avec celles qui ont déjà prouvé leur efficacité.

RÉFÉRENCES

Aguilar E, Auer I. Brunet M. Peterson TC. and Wieringa J. Guidelines on climate metadata and homogenization. 2003. Geneva, World Meteorological Organization.

Alexandersson H. 1986. A homogeneity test applied to precipitation data. Journal of climatology 6:661-675.

Alexandersson H and Moberg A. 1997. Homogenization of swedish temperature data. Part 1: Homogeneity test for linear trends. International journal of climatology 17:25-34.

Asselin J, Ouarda TBMJ, Fortin V, and Bobée B. Une procédure bayésienne bivariée pour détecter un décalage de la moyenne. 1999. Québec. Rapport de recherche.

Auer I, Böhm R, Jurkovicacute A, Orlik A, Potzmann R, Schöner W, Ungersböck M, Brunetti M, Nanni T, Maugeri M, Briffa K, Jones P, Efthymiadis D, Mestre O, Moisselin J-M, Begert M, Brazdil R, Bochnicek O, Cegnar T, Gajicacute-Ccaronapka M, Zaninovicacute K, Majstorovicacute Z, Szalai S, Szentimrey T, and Mercall L. 2005. A new instrumental precipitation dataset for the greater alpine region for the period 1800-2002. International Journal of Climatology 25:139-166.

Begert M, Schlegel T, and Kirchhofer W. 2005. Homogeneous temperature and precipitation series of Switzerland from 1864 to 2000. International journal of climatology 25:65-80.

Böhm R, Auer I, Brunetti M, Maugeri M, Nanni T, and Schöner W. 2001. Regional temperature variability in the european alps: 1760-1998 from homogenized instrumental time series. International journal of climatology 21:1779-1801.

Boroneant C and Tomozeiu R. Experience with homogeneity testing of temperature data at Bucuresti Filaret station. Second Seminar for Homogenization of Surface Climatological Data. 1999.

Buishand TA. 1982. Some methods for testing the homogeneity of rainfall records. Journal of hydrology 58:11-27.

Buishand TA. 1984. Tests for detecting a shift in the mean of hydrological time series . Journal of hydrology 73:51-69.

Caussinus H and Mestre O. Detection and correction of artificial shifts in climate series. Journal of the Royal Statistical Society Series C Applied Statistics 53, 405-425. 2004.

Caussinus H and Lyazrhi F. 1997. Choosing a linear model with a random number of change-points and outliers. 49:761-775.

Chen J and Gupta AK. 2001. On change-point detection and estimation. Communications in Statistics-Simulation and Computation 30:665-697.

Chen J and Gupta AK. 2000. Parametric statistical change-point analysis. Boston: Birkhauser.

Conway D, Mould C, and Bewket W. 2004. Over one century of rainfall and temperature observations in Addis Ababa, Ethiopia. International journal of climatology 24:77-91.

Craddock JM. 1979. Methods of comparing annual rainfall records for climatic purposes. Weather 34:332-346.

Datsenko NM, Moberg A, and Sonechkin DM. 2002. Objective time-scale-dependent homogenization or early instrumental temperature series. Theoretical and applied climatology 72:103-126.

Ducré-Robitaille J-F, Boulet G, and Vincent LA. 2003. Comparison of techniques for detection of discontinuities in temperature series. International journal of climatology1087-2003.

Easterling DR and Peterson TC. Techniques for detecting and adjusting for artificial discontinuitiesin climatological time series: a review. Fifth international meeting on statistical climatology. 1992.

Easterling DR and Peterson TC. 1995. A new method for detecting undocumented discontinuities in climatological time series. International journal of climatology 15:369-377.

Fearnhead P. Exact and Efficient Bayesian Inference for Multiple Changepoint. 23 pages. 2004.

Ghorbanzadeh D. 1995. Un test de détection de rupture de la moyenne dans un modčle gaussien. Statistique appliquée 2:67-76.

Gombay E. 2003. Sequential Change-Point Detection and Estimation. Sequential Analysis 22:203-222.

Gullett DW, Vincent L, and Malone LH. Homogeneity testing of monthly temperature series. Application of multiphase regression models with mathematical changepoints. 1991. Downsview, Ontario, Canadian climate center.

Gullett DW, Vincent LA, and Sajecki PJF. Testing for homogeneity in temperature time series at canadian climate stations. 1990. Downsview, Ontario , Canadian climate center.

Hanssen-Bauer I and Forland EJ. 1994. Homogenizing Long Norwegian Precipitation series. Journal of climate 7:1001-1013.

Hubert P, Carbonnel JP, and Chaouche A. 1989. Segmentation des séries hydrométéorologiques-Application a des séries de précipitations et de débits de l'Afrique de l'Ouest. Journal of Hydrology 110:349-367.

Jaruskova D. 1996. Change-point detection in meteorological measurement. Monthly weather review 124:1535-1543.

Jones PD, Raper RS, Diaz HF, Kelly PM, and Wigley TML. 1986. Northern hemisphere surface air temperature variations:1851-1984. Journal of climate and applied meteorology 25:161-179.

Karl TR and Williams CNJr. 1987. An approach to adjusting climatological time series for discontinuous inhomogeneities. Journal of climate and applied meteorology1744-1763.

Kohler MA. 1949. On the use of double-mass analysis for testing the consistency of meteorological records and for making required adjustments. Bulletin of the american meteorological society 30:188-189.

Lamarque P and Jourdain S. 1994. Élaboration de longues séries climatologiques homogènes pour l'étude de l'évolution climatique. La météorologie 8:61-68.

Lanzante JR. 1996. Resistant, robust and non-parametric techniques for the analysis of climate data: theory and examples, including applications to historical radiosonde station data. International journal of climatology 16:1197-1226.

Lavielle M and Moulines É. 1997. Détection de ruptures multiples dans la moyenne d'un processus aléatoire. Comptes rendus de l'Académie des Sciences de Paris 324:239-243.

Lee AFS and Heghinian SM. 1977. A shift of the mean level in a sequence of independent normal random variables: A Bayesian approach. Technometrics 19:503-506.

Lubes-Niel H, Masson JM, Paturel JE, and Servat E. 1998. Variabilité climatique et statistiques. Étude par simulation de la puissance et de la robustesse de quelques tests utilisés pour vérifier l'homogénéité de chroniques. Revue des sciences de l'eau 11:383-408.

Lund R and Reeves J. 2002. Detection of undocumented changepoints: A revision of the two-phase regression model. Journal of climate 15:2547-2554.

Maronna R and Yohai VJ. 1978. A bivariate test for the detection of a systematic change in mean. Journal of the american statistical association 73:640-645.

Mekis E and Hogg WD. 1999. Rehabilitation and analysis of canadian daily precipitation series. Atmosphere-Ocean 37:53-85.

Mielke PW, Berry KJ, and Brier GW. 1981. Application of multi-response permutation procedures for examining seasonnal changes in monthly mean sea-level pressure patterns. Monthly weather review 109:120-126.

Ouarda TBMJ, Rasmussen PF, Cantin J-F, Bobée B, Laurence R, Hoang VD, and Barabé G. 1999. Identification d'un réseau hydrométrique pour le suivi des modifications climatiques dans la province de Québec. Revue des sciences de l'eau 12:425-448.

Perreault L, Haché M, Slivitzsky M, and Bobée B. 1999. Detection of changes in precipitation and runoff over eastern Canada and U.S. using a Bayesian approach. Stochastic environmental research and risk assesment 13:201-216.

Perreault L, Parent É, Bernier J, Bobée B, and Slivitzky M. 2000. Retrospective multivariate Bayesian change-point analysis: A simultaneous single change in the mean of several hydrological sequences. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment 14:243-261.

Peterson TC, Easterling DR, Karl TR, Groisman P, Nicholls N, Plummer N, Torok S, Auer I, Boehm R, Gullett D, Vincent L, Heino R, Tuomenvirta H, Mestre O, Szentimrey T, Salinger J, Forland EJ, Hanssen-Bauer I, Alexandersson H, Jones P, and Parker D. 1998. Homogeneity adjustments of in situ atmospheric climate data: a review. International journal of climatology 18:1493-1517.

Pettitt AN. 1979. A non-parametric aproach to the change-point problem. Applied statistics126-135.

Potter KW. 1981. Illustration of a new test for detecting a shift in mean in precipitation series. Monthly weather review2040-2045.

Raimondo M and Tajvdi N. 2004. A peaks over threshold model for change-point detection by wavelets. Statistica Sinica 14:395-412.

Rhoades DA and Salinger MJ. 1993. Adjustment of temperature and rainfall records for site change. International journal of climatology 13:899-913.

Schwarz G. 1978. Estimating the dimension of a model. The annals of statistics 6:461-464.

Seidou O. Detection bayesienne de changements de régimes multiples dans un modèle de régression linéaire. 2005.

Slonosky VC, Jones PD, and Davies TD. 1999. Homogenization techniques for european monthly mean surface pressure series. Journal of climate 12:2658-2672.

Solow AR. 1987. Testing for climate change: an application of the two-phase regression model. Journal of climate and applied meteorology 26:1401-1405.

Szentimrey T. Statistical procedure for joint homogenization of climatic time series. First seminar for homogenization of surface climatology data. 1996.

Szentimrey T. Multiple analysis of series for homogenization (MASH). Second seminar for homogenization of surface climatological data. 1999. Geneva, World Meteorological Organization. WMO-TD 962.

MASH. Szentimrey, Tamás. 2003. Budapest, Hungary.

Tayanc M, Dalfes HN, Karaca M, and Yenigun O. 1998. A comparative assesment of different methods for detecting inhomogeneities in turkish temperature data set. International journal of climatology 18:561-578.

Thompson CS. 1984. Homogeneity analysis of rainfall series: an application of the use of a realistic rainfall model. Journal of climatology 4:609-619.

Tomozeiu R, Busuioc A, Marletto V, Zinoni F, and Cacciamani C. 2000. Detection of changes in the summer precipitation time series of the region Emilia-Romagna, Italy. Theoretical and Applied Climatology 67:193-200.

Vincent LA. 1998. A technique for the identification of inhomogeneities in Canadian temperature series. Journal of climate 11:1094-1105.

Von Neumann J. 1941. Distribution of the ratio of the mean square successive difference to the variance. Annals of mathematical statistics 13:367-395.

Wang XL. 2003. Comments on 'Detection of Undocumented Changepoints: A revision of the Two-Phase regression model'. Journal of climate 16:3383-3385.

RHTest (0.95) . Wang, Xiaolan L. and Feng, Yang. 2005. Downsview, Canada.

Wijngaard JB, Klein Tank AMG, and Können GP. 2003. Homogeneity of 20th century european daily temperature and precipitation series. International journal of climatology 23:679-692.

Young KC. 1993. Detecting and removing inhomogeneities from long-term monthly sea level pressure time series. Journal of climate 6:1205-1220.

Zurbenko I, Porter PS, Rao ST, Ku JY, Gui R, and Eskridge RE. 1996. Detecting discontinuities in time series of upper-air data: development and demonstration of an adaptive filter technique. Journal of climate 9:3548-3560.

AnClim - software for time series analysis (for Windows). Štěpánek, P. 2005. Brno, Czech Republic.