

R. KALOCSAI

K. SRINIVASAN

Un modèle de prévision à court-terme

Revue française d'automatique, d'informatique et de recherche opérationnelle. Recherche opérationnelle, tome 11, n° 3 (1977), p. 267-280.

http://www.numdam.org/item?id=RO_1977__11_3_267_0

© AFCET, 1977, tous droits réservés.

L'accès aux archives de la revue « Revue française d'automatique, d'informatique et de recherche opérationnelle. Recherche opérationnelle » implique l'accord avec les conditions générales d'utilisation (<http://www.numdam.org/legal.php>). Toute utilisation commerciale ou impression systématique est constitutive d'une infraction pénale. Toute copie ou impression de ce fichier doit contenir la présente mention de copyright.

NUMDAM

Article numérisé dans le cadre du programme
Numérisation de documents anciens mathématiques
<http://www.numdam.org/>

UN MODÈLE DE PRÉVISION A COURT-TERME ⁽¹⁾

par R. KALOCSAI ⁽²⁾ et K. SRINIVASAN ⁽³⁾

Résumé. — Le présent article est la synthèse de différentes études menées à l'IREQ sur le problème de la prévision à court terme de variables stochastiques. Ces études ont donné lieu à des applications relatives à la prévision de charge du réseau de l'Hydro-Québec et nous donnons ici quelques-uns des résultats obtenus.

INTRODUCTION

L'étude que nous avons réalisée à l'IREQ peut être divisée chronologiquement en trois parties.

Dans un premier temps, nous avons étudié et réalisé un modèle de prévision de charge à court terme, n'utilisant que des données chronologiques de charge. Ce modèle a ensuite été mis en exploitation à l'Hydro-Québec, Service « Charges et Ressources ». Depuis le début de l'année 1975, il est utilisé pour effectuer une prévision hebdomadaire des charges horaires (*) de la semaine à venir.

Dans un second temps, nous avons étudié l'effet de variables autres que le temps sur la prévision. Nous avons effectué cette étude sur le cas de l'effet de la température sur la charge, car cet élément nous a paru être de première importance au Québec où l'intensité et la variation des conditions météorologiques sont très fortes. Cependant toutes les méthodes développées restent valables pour tout autre variable ayant un effet substantiel sur la charge. Cette deuxième partie a donné lieu au développement de programmes qui seront bientôt utilisés par l'Hydro-Québec.

⁽¹⁾ Reçu janvier 76, version révisée juin 1976.

⁽²⁾ R. Kalocsai était précédemment chercheur à l'Ingénierie des Systèmes IREQ, actuellement Service des Méthodes Quantitatives, École des Hautes Études Commerciales.

⁽³⁾ Ingénierie des Systèmes IREQ.

(*) (Demi-heure pour les périodes de pointe.)

Dans un troisième temps, nous avons essayé de généraliser notre méthode afin de profiter de notre expérience pour aborder des modèles de prévision sur des variables autres que la charge. Notre but est de proposer un système de prévision à court et moyen terme dont le logiciel soit assez souple pour s'appliquer au plus grand nombre possible de problèmes. Cette phase est en cours d'achèvement et nous allons tester très bientôt notre méthode sur des problèmes tels que la prévision des apports hydrauliques.

I. LE MODÈLE INITIAL DE PRÉVISION DE CHARGE

Introduction

On s'intéresse à la prévision de charge des systèmes électriques depuis longtemps. La prévision à court terme, de quelques minutes à quelques jours à venir, est utilisée pour planifier les entretiens et l'opération des unités de production électrique et depuis peu, en temps réel par les programmes de sécurité et de dispatching automatique.

Nous exposons ici un modèle de prévision à court terme, où la charge ne dépend que du temps. Cette méthode est actuellement utilisée par l'Hydro-Québec pour la prévision à court terme de la charge de son réseau.

A) Le schéma de la prévision de charge

Le modèle est basé sur l'observation du fait qu'il existe pour les valeurs de la consommation d'énergie électrique de bonnes corrélations à des intervalles d'une heure, d'un jour, d'une semaine et d'un an.

Nous proposons d'identifier un modèle pour chacun de ces intervalles. Les prédictions obtenues par ces quatre modèles et leurs variances respectives seront ensuite combinées d'une façon optimale suivant la méthode exposée en référence [1]. Le résultat est équivalent à celui obtenu par une somme pondérée, les poids étant inversement proportionnels aux variances respectives, l'inverse de la variance de la moyenne pondérée étant égale à la somme des inverses des variances.

B) Le modèle linéaire du premier ordre

● Définition

Les quatre sous-modèles sont du type

$$X(k) = A(k)X(k-1) + B(k) + W(k)$$

$X(k)$: charge à l'instant k

$A(k)$, $B(k)$: paramètre dépendant de k

$W(k)$: bruit random tel que $E[W(k)] = 0$ et $E[W^2(k)] = Q(k)$

● *Identification des paramètres*

A partir de l'historique de charge, on identifie les paramètres.

On calcule la moyenne, la variance et la covariance

$$\begin{aligned}
 E[X(k)] &= \bar{X}(k) && \text{Moyenne} \\
 E[(X(k) - \bar{X}(k))^2] &= V(k) && \text{Variance} \\
 E[(X(k) - \bar{X}(k))[X(k-1) - \bar{X}(k-1)]] &= C(k) && \text{Covariance}
 \end{aligned}$$

Après résolution on obtient

$$\begin{aligned}
 A(k) &= C(k)/V(k-1) \\
 B(k) &= \bar{X}(k) - A(k)\bar{X}(k-1) \\
 Q(k) &= V(k) - A(k)^2 V(k-1)
 \end{aligned}$$

● *Prédiction de X(k) étant donné X̂(k-1)*

Étant donné un estimé X̂(k-1) de X(k-1) (variance associée P(k-1)) on obtient une prédiction X̂(k) de X(k) comme l'espérance conditionnelle de X(k) définie par :

$$\begin{aligned}
 E_c(\cdot) &= E[\cdot / X(k-1) = \hat{X}(k-1), P(k-1)] \\
 \hat{X}(k) &= E_c[X(k)]
 \end{aligned}$$

Après calcul on obtient

$$\begin{aligned}
 \hat{X}(k) &= A(k)\hat{X}(k-1) + B(k) \\
 P(k) &= A(k)^2 P(k-1) + Q(k)
 \end{aligned}$$

C) La combinaison des quatre prédictions

Pour chaque instant (i.e. chaque heure), on obtient quatre prédictions en donnant les valeurs correctes aux paramètres et aux variables des relations précédentes; le tableau suivant indique les noms des paramètres et variables correspondant aux quatre sous-modèles

| Modèle | X | A | B | Q | W | P | k = 1, ... |
|--------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|---------------|
| Horaire | X _h | A _h | B _h | Q _h | W _h | P _h | k = 1, ... 28 |
| Quotidien | X _j | A _j | B _j | Q _j | W _j | P _j | k = 1, ... 7 |
| Hebdomadaire | X _s | A _s | B _s | Q _s | W _s | P _s | k = 1, ... 52 |
| Annuel | X _a | A _a | B _a | Q _a | W _a | P _a | k = 1, ... 3 |

La prévision finale \hat{X}_m (variance P_m) est obtenue par

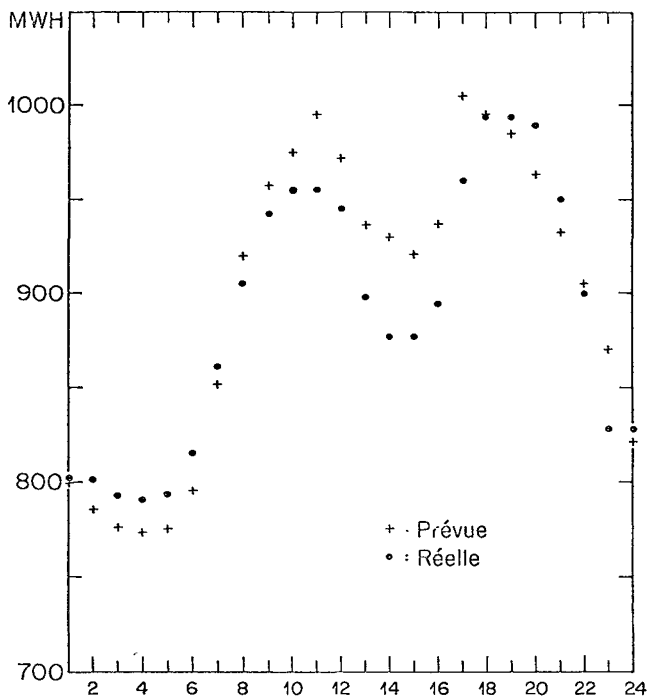
$$\hat{X}_m = P_m \left[\frac{1}{P_h} \hat{X}_h + \frac{1}{P_j} \hat{X}_j + \frac{1}{P_s} \hat{X}_s + \frac{1}{P_a} \hat{X}_a \right]$$

$$\frac{1}{P_m} = \frac{1}{P_h} + \frac{1}{P_j} + \frac{1}{P_s} + \frac{1}{P_a}$$

où \hat{X}_m (variance P_m), \hat{X}_h (variance P_h), \hat{X}_j (variance P_j), \hat{X}_s (variance P_s), \hat{X}_a (variance P_a) représentent les prédictions pour un même instant donné obtenues par le modèle combiné, horaire, quotidien, hebdomadaire et annuel.

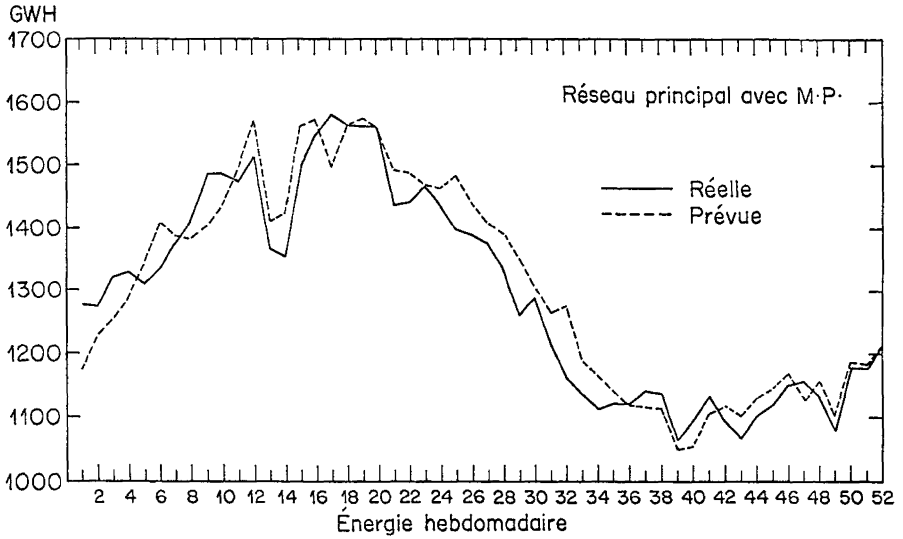
D) Résultats

La méthode que nous venons d'exposer est utilisée par le Service Charges et Ressources de l'Hydro-Québec. Les données historiques de deux années sont utilisées pour calculer les paramètres et chaque mercredi on produit



Consommation primaire du 5 mars 1975

Figure I-1.



Prévision hebdomadaire 1974-75

Figure I-2.

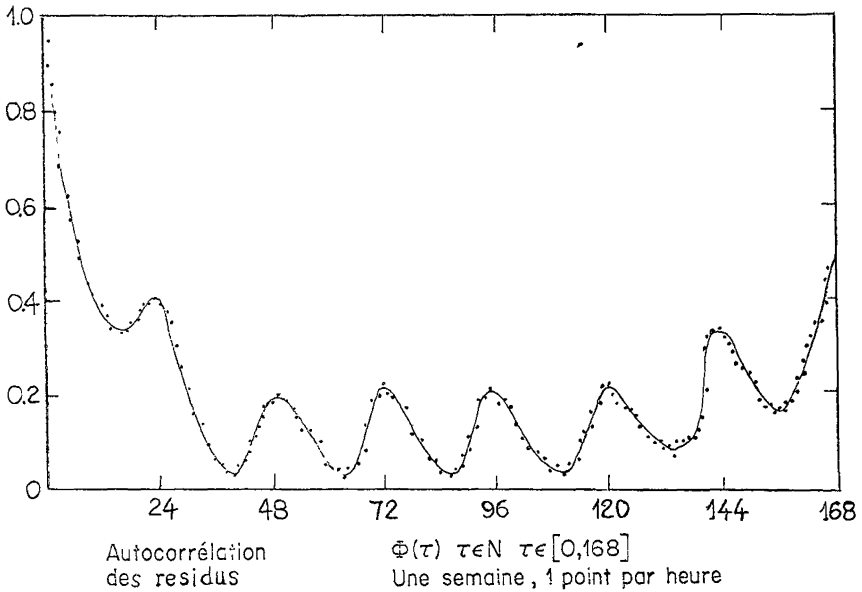


Figure I-3.

une prévision pour les 10 jours à venir. Les résultats obtenus, comme on le voit sur les graphes, sont très encourageants.

On remarquera sur la figure I-1 que l'heure de la pointe du soir est prévue par le modèle avec une erreur d'une heure. Ceci est dû au fait que les heures de pointes du matin et du soir ne se produisent pas à heure fixe. Le modèle final effectue donc des prévisions bi-horaire pour les périodes de pointes.

(Prévision de la charge à 11 h, 11 h 30, 12 h, 12 h 30, 13 h et 17 h, 17 h 30, 18 h, 18 h 30, 19 h).

La figure I-2 donne une idée plus générale des résultats obtenus pour une année hydraulique complète.

La figure I-3 donne le corrélogramme des résidus de prévision obtenu sur la période janvier-février 1975. On retrouve, avec un module plus faible, les maxima de corrélation donnés sur la figure III-1. Ceci est dû en grande partie au fait que la prévision a été effectuée en une seule fois, c'est-à-dire en ne supposant connues que les valeurs de la série antérieures à janvier 1975. Les prédictions (sauf pour le sous-modèle annuel) ont donc été calculées le plus souvent à partir de valeurs elles-mêmes prévues. Les fortes corrélations pour les valeurs d'abscisse petites se trouvent donc justifiées.

II. INFLUENCE DES PARAMÈTRES MÉTÉOROLOGIQUES

Possédant l'outil de prévision de charge développé au chapitre précédent, nous nous sommes fixés comme but d'identifier et de corriger les effets de paramètres tels que les conditions météorologiques.

Introduction

Les articles publiés sur les rapports existant entre la charge et les conditions météorologiques utilisent trois types de méthode.

- des modèles où la charge dépend à la fois du temps et des conditions météorologiques (Gupta et Yameda) [1];
- des modèles qui évaluent séparément la charge due aux conditions météorologiques ce qui suppose connue la quantité d'énergie consommée par le chauffage, la climatisation, etc. (C.E. Asbury, New York Power Pool) [2];
- des modèles dit du « gradient de température » qui évaluent l'énergie requise pour une variation donnée de la température (H. Deneault, Hydro-Québec) [3].

A) Analyse du problème

Le modèle étudié plus haut ne fait intervenir qu'une variable stochastique (série chronologique).

$X(k)$: charge du réseau à l'instant k .

La prédiction $\hat{X}(k)$ ne tient compte que du temps k et néglige les autres facteurs, en particulier les facteurs météorologiques.

D'une façon schématique

$$\begin{array}{c} X(k-n) \\ X(k-n-1) \\ \vdots \\ X(k-1) \end{array} \left| \rightarrow \hat{X}(k) \right.$$

Si l'on introduit la température qui elle-même dépend de k , il vient

$$\begin{array}{c} X[k-n, T(k-n)] \\ X[k-n+1, T(k-n+1)] \\ \vdots \\ X[k-1, T(k-1)] \end{array} \left| \rightarrow \hat{X}[k, \hat{T}(k)] \right.$$

où $T(k-n)$ est la valeur de la température à l'instant $k-n$ et $\hat{T}(k)$ est une prédiction implicite de $T(k)$ mais dont nous ne connaissons pas la valeur.

Le problème de la correction de l'effet de la température revient donc à :

$$\text{connaissant } \hat{X}[k, \hat{T}(k)] \quad \text{estimer } \hat{X}[k, T(k)].$$

Ceci nous conduit à la formulation suivante :

$$\text{Formulation } (P_1) \left\{ \begin{array}{l} - \text{ Estimer la température implicitement prédite } \hat{T}(k) \\ - \text{ Estimer l'effet sur la charge de l'écart } T(k) - \hat{T}(k) \end{array} \right.$$

B) Résolution théorique

Nous allons tout d'abord essayer de préciser la valeur de $\hat{T}(k)$. La charge $\hat{X}(k)$ dépend des quatre prédictions

$$\hat{X}_n(k), \hat{X}_j(k), \hat{X}_s(k) \text{ et } \hat{X}_a(k).$$

La température implicitement prévue $\hat{T}(k)$ dépend donc des températures qui ont servi à faire ces quatre prédictions.

$T(k-1)$ (modèle horaire), $T(k-28)$ (*) (modèle quotidien), $T(k-196)$ (corrélation hebdomadaire), $T(k-10192)$ (corrélation annuelle). De plus les quatre prédictions dépendent des paramètres $A_k, B_k, Q_k, A_j, \dots, Q_a$.

(*) (28 valeurs de charge par jour.)

$\hat{T}(k)$ dépendra donc aussi des températures correspondant aux charges qui ont servi à calculer ces paramètres: $\hat{T}(k)$ dépend de $\overline{T(k)}$ température moyenne au même instant.

$$\hat{T}(k) = g[T(k-1), T(k-28), T(k-196), T(k-10192), \overline{T(k)}]$$

L'évaluation de cette fonction g s'est révélée trop difficile et nous avons décidé d'employer une autre méthode pour résoudre ce problème. Nous allons modifier l'historique de charge.

Si l'on remplace $X[k-i, T(k-i)]$ par $X[k-i, T_N(k-i)]$.

$T_N(k)$ est la température moyenne ou « normale » calculée sur un historique de plusieurs dizaines d'années.

Il vient

$$\hat{T}(k) = g[T_N(k-1), T_N(k-28), T_N(k-196), T_N(k-10192), \hat{T}_N] \simeq T_N(k).$$

De la formulation (P_I) nous sommes passés à la formulation (P_{II}).

Formulation (P_{II})

- Normaliser l'historique c'est-à-dire passer de $X[k, T(k)]$ à $X[k, T_N(k)]$
- Une fois la prévision stochastique simple effectuée sur l'historique normalisé, corriger cette prévision pour la température réelle prévue

$$\hat{X}[k, T_N(k)] \rightarrow \hat{X}[k, T(k)]$$

C) Normalisation de l'historique

Nous avons les relations suivantes :

$$X(k) = \hat{X}(k) + W(k) \quad E[W(k)] = 0$$

$$T(k) = \hat{T}(k) + Y(k) \quad E[Y(k)] = 0$$

En première approximation $\hat{T}(k) = T_N(k)$

$$\text{d'où} \quad T(k) = T_N(k) + Y(k) \quad E[Y(k)] = 0$$

Nous allons corrélérer les deux bruits $W(k)$ et $Y(k)$ suivant un modèle linéaire.

$$W(k) = \alpha(k)Y(k) + Z(k) \quad \text{avec} \quad E[Z(k)] = 0$$

On calcule $\alpha(k)$ par identification; il vient :

$$\alpha(k) = \frac{E[W(k)Y(k)]}{E[Y(k)^2]}$$

On normalise alors l'historique suivant la formule :

$$X_{\text{normalisé}}(k) = X_{\text{réel}}(k) - \alpha(k)[T_{\text{réel}}(k) - T_N(k)]$$

A partir de cet historique normalisé, nous obtiendrons par le modèle stochastique initial, une prévision à température normale $\hat{X}[k, T_N(k)]$.

D) Correction de la prédiction

$$\begin{aligned} X(k) &= \hat{X}[k, T_N(k)] + W(k) & E[W(k)] &= 0 \\ & & E[W^2(k)] &= Q(k) \\ T(k) &= T_N(k) + Y(k) & E[Y(k)] &= 0 \\ & & E[Y^2(k)] &= R(k) \end{aligned}$$

Nous corrélons les deux bruits

$$\begin{aligned} W(k) &= \alpha(k)Y(k) + Z(k) & E[Z(k)] &= 0 \\ & & E[Z(k)^2] &= S(k) \end{aligned}$$

On calcule par identification

$$\begin{aligned} \alpha(k) &= \frac{E[W(k)Y(k)]}{E[Y(k)^2]} \\ S(k) &= Q(k) - \alpha(k)^2 R(k) \end{aligned}$$

Mais nous ne connaissons qu'un estimé météorologique de $T(k)$: $\tilde{T}(k)$ avec $E[(T(k) - \tilde{T}(k))^2] = U(k)$.

On a donc estimé de $Y(k)$: $\tilde{Y}(k) = \tilde{T}(k) - T_N(k)$.

En prenant l'espérance conditionnelle définie par

$$E_c[.] = E[. / T(k) = \tilde{T}(k), U(k)]$$

On obtient une prévision corrigée $\hat{X}[k, \tilde{T}(k)] = E_c[W(k)]$.

Il vient

$$\hat{X}[k, \tilde{T}(k)] = \hat{X}[k, T_N(k)] + \alpha(k)\tilde{Y}(k) \quad (i)$$

avec un nouvel estimé de la variance de l'erreur

$$Q'(k) = Q(k) + \alpha^2(k)[U(k) - R(k)] \quad (ii)$$

III. GÉNÉRALISATION DE CE TYPE DE MODÈLE

Le système de prévision que nous venons de décrire comprend donc deux étapes :

— une prévision ne tenant compte que du temps et des saisonnalités de la série chronologique;

— une correction de cette prévision pour des paramètres autres que le temps, comme par exemple la température.

Nous désirons, dans un premier temps, donner une interprétation moins technique à notre méthode.

A) Le passage de la série chronologique unique aux séries chronologiques multiples

Dans la pratique, effectuer les quatre prédictions (corrélation horaire, quotidienne, hebdomadaire et annuelle) revient à considérer quatre séries chronologiques distinctes.

Schématiquement, de la série chronologique unique

$$X(t), X(t - 1), \dots, X(t - n) \dots$$

on passe à

$$X(t), X(t - 1), \dots, X(t - n)$$

$$X(t), X(t - 28), \dots, X(t - 28n)$$

$$X(t), X(t - 196), \dots, X(t - 196n)$$

$$X(t), X(t - 10\,192), \dots, X(t - 10\,192n)$$

Ces quatre sous-séries chronologiques sont indépendantes, ce qui nous permet d'utiliser la théorie de l'estimation linéaire pour combiner les quatre prédictions obtenues à partir de ces dernières.

Nous pouvons ainsi résoudre l'un des problèmes majeurs des méthodes statistiques :

« Augmenter le nombre d'échantillons, ou information utilisés, le plus possible et conserver des temps de calcul acceptables ».

En effet, notre méthode à quatre sous-modèles du premier ordre (correspondant aux quatre sous-séries) utilise la même information qu'un modèle unique du quatrième ordre (régressif 4) identifié sur la série chronologique initiale.

Notre méthode permet donc, tout en restant avec des modèles d'ordre peu élevé, de multiplier le nombre d'informations utilisées par un nombre égal au nombre de sous-séries.

Pour certaines séries chronologiques, possédant des saisonnalités plus nombreuses et moins régulières, nous pensons que l'utilisation de sous-modèles d'ordre plus élevé s'avèrera efficace. Cependant ceci entraînera l'augmentation du nombre de paramètres associés et par conséquent le coût, en temps de calcul, de la prévision.

B) La correction de l'effet de variables autres que le temps

Nous avons identifié et résolu deux problèmes distincts lors de notre étude de l'effet de la température sur la prévision :

— le problème de l'estimation de la température \hat{T} implicitement prédite par le modèle stochastique;

— le problème de corriger la prévision initiale c'est-à-dire de définir une fonction qui pour un écart de température $\Delta T = T_{\text{réel}} - \hat{T}_{\text{implicite}}$ donne l'écart de charge correspondant $\Delta X = X(T_{\text{réel}}) - X(\hat{T}_{\text{implicite}})$.

Le premier de ces deux problèmes n'avait pas été envisagé jusqu'à présent par les recherches publiées et il nous semble que son identification et sa résolution permettront d'améliorer les résultats. Nous avons résolu ces questions pour la température mais les méthodes employées pourront aussi s'appliquer à tout autre paramètre, météorologique ou autre.

C) Le logiciel final : un ensemble d'outils pour la prévision

La troisième étape de notre étude a donc été une généralisation de la méthode afin de pouvoir l'appliquer à de nouveaux problèmes, comme par exemple la prévision à court terme des apports hydrauliques.

Nous nous sommes donc imposés comme contrainte :

- 1) de pouvoir utiliser un nombre variable de sous-modèles;
- 2) de pouvoir utiliser des sous-modèles linéaires d'ordre quelconque n (auto régressif ordre n);
- 3) de pouvoir effectuer une correction pour un paramètre quelconque différent du temps (condition météorologique, coûts);
- 4) de disposer d'un outil pour évaluer les corrélations saisonnières dans la série chronologique initiale;
- 5) de pouvoir corriger automatiquement l'influence des jours fériés et de certains autres jours spéciaux.

● Étude de l'autocorrélation

Dans cette partie, nous présentons l'outil qui nous permet d'évaluer les plus fortes corrélations existant entre les valeurs d'une série chronologique donnée.

En traçant les courbes d'autocorrélation, c'est-à-dire les graphes de la fonction ci-dessous, on visualise et relève facilement les maximum relatifs de l'autocorrélation.

$$\Phi(\tau) = \frac{\sum_{t,a} [X(t, a) - \bar{X}][X(t - \tau, a) - \bar{X}]}{\sum_{t,a} [X(t, a) - \bar{X}]^2 \sum_{t,a} [X(t - \tau, a) - \bar{X}]^2}$$

$X(t, a)$: échantillon au temps t de l'année a de la série chronologique

\bar{X} : valeur moyenne calculée sur tout l'historique.

Par exemple, nous donnons ci-après les courbes

- (1) $\Phi(\tau)$ $\tau \in N\tau \in [0,168]$ une semaine, 1 point par heure Fig. III-1
 (2) $\Phi(\tau * 24)$ $\tau \in N\tau \in [0,84]$ 12 semaines, 1 point par jour Fig. III-2
 (3) $\Phi(\tau * 168)$ $\tau \in N\tau \in [0,52]$ une année, 1 point par semaine Fig. III-3

Les valeurs de $\Phi(\tau)$ ont été calculées sur un historique de 5 ans 69 \rightarrow 73 des charges de l'Hydro-Québec.

Les différents maximum de ces courbes montrent bien que les plus fortes corrélations se situent à des intervalles : 1 heure, 1 jour, 1 semaine et 1 an. Le choix des quatre sous-modèles correspondant se trouve ainsi justifié.

● *Le système paramétré de prévision*

Nous avons modularisé et paramétré notre programme de prévision :

– Modularisé : afin de le rendre plus « lisible » et de permettre des modifications aisées (par exemple : passage de sous-modèles du 1^{er} ordre à un ordre supérieur).

– Paramétré : afin de faciliter la tâche de l'utilisateur, nous avons ajouté un module interactif qui le questionne sur les types et le nombre de sous-modèles. Ce dernier choisit les paramètres qui, aux vues des courbes d'auto-corrélation, lui donneront un modèle général le plus proche de la réalité.

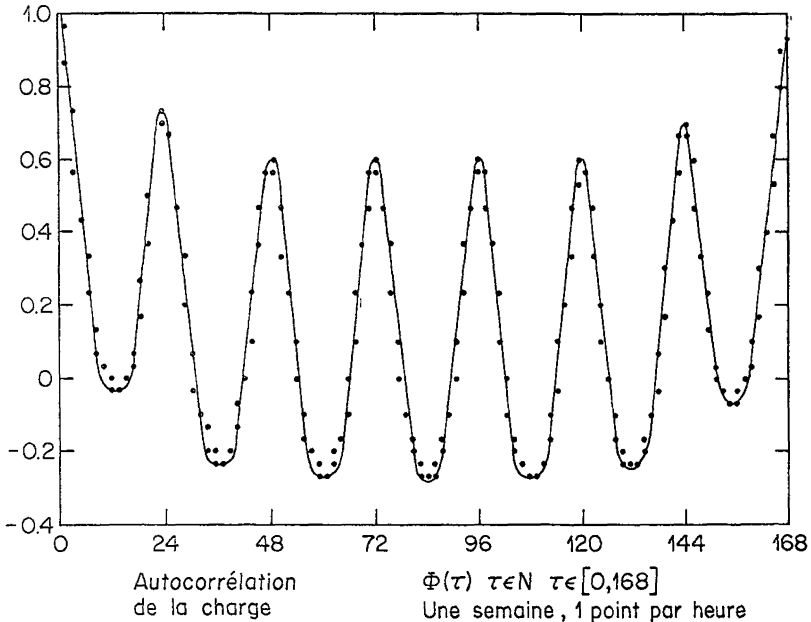


Figure III-1.

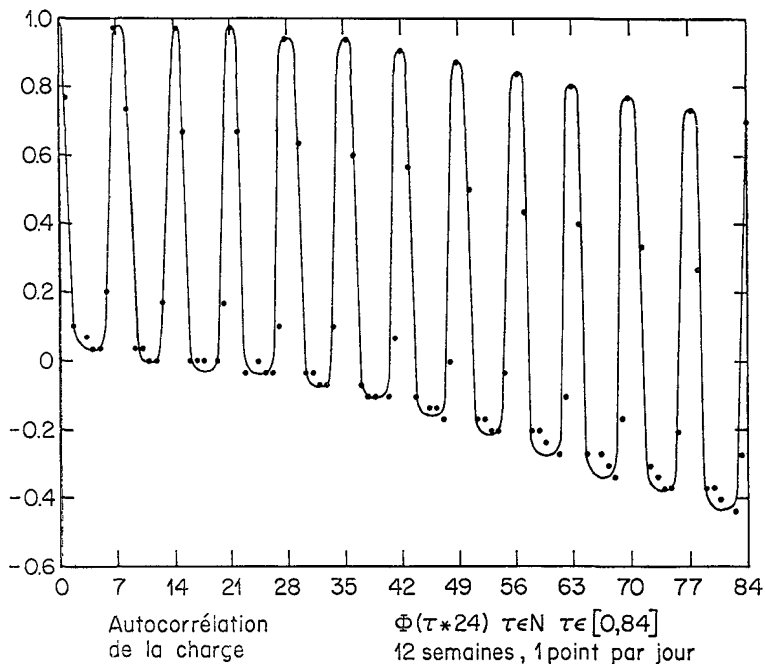


Figure III-2.

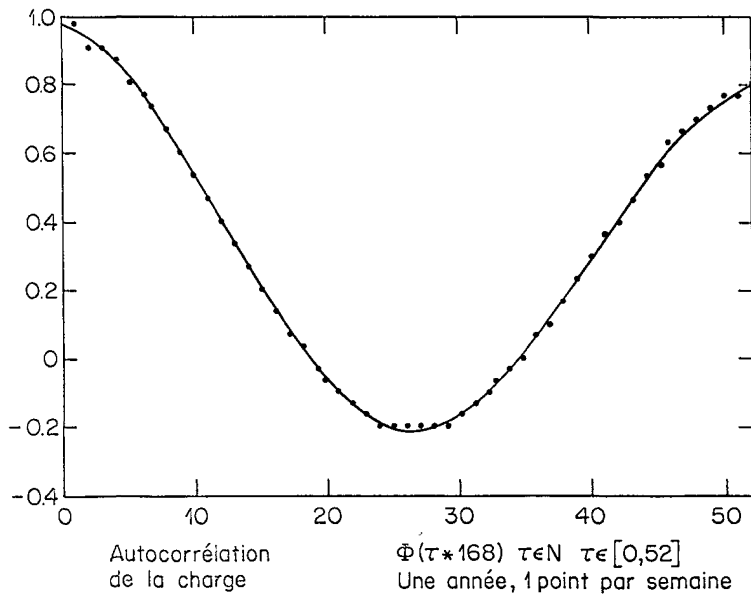


Figure III-3.

● *La méthode de correction de la prévision*

La méthode décrite reste valable pour la correction de tout autre paramètre influençant la variable $X(t)$. On utilisera toujours une « normalisation » puis une correction sur la prévision « normale ». Nous avons retenu dans notre méthode, une corrélation linéaire, simple entre la variable $X(t)$ et le paramètre envisagé. L'effort de l'utilisateur devra se porter sur l'essai de corrélation plus complexe.

CONCLUSION

Nous avons voulu donner dans cet article, un résumé des résultats que nous avons obtenus à l'IREQ sur le problème de la prévision à court-terme.

Les méthodes que nous avons développées, veulent être les plus simples et les plus efficaces possible afin de permettre une mise en œuvre et un usage aisé. Pour plus de détails le lecteur pourra se reporter aux deux rapports internes de l'IREQ n° 1200 [5] et n° 1327 [6].

Nous remercions Messieurs Fernand Santerre et Denis Béchard du Service Charges et Ressources de l'Hydro-Québec, pour l'aide et les conseils qu'ils nous ont apportés.

BIBLIOGRAPHIE

1. P. C. GUPTA et K. YAMEDA, *Adaptive short term forecasting of hourly loads using weather information*, IEEE Apparatus and System, Vol. PAS-91, 1972, pp. 2084-2094.
2. C. E. ASBURY New York Power Pool, *Weather load model for electric demand and energy forecasting*, IEEE Apparatus and System, Vol. PAS-94, n° 4, July/August 1975.
3. Hubert DENEULT, *Influence de la température sur la charge*, Rapport interne, octobre 1972, Division Prévision, Service Équipement de production, Direction Planification, Direction Générale Génie, Hydro-Québec.
4. K. SRINIVASAN et R. PRONOVOST, *Short term load forecasting using multiple correlation models*, IEEE Apparatus and System, Vol. PAS-94, n° 5, September/October 1975.
5. R. KALOCSAI et K. SRINIVASAN, *Modèle horaire de prévision de charge tenant compte des effets climatiques*, rapport interne de l'IREQ, n° 1200, avril 1975.
6. R. KALOCSAI et K. SRINIVASAN, *Un logiciel pour la prévision à court terme*, Rapport interne de l'IREQ, n° 1327, décembre 1975.