Aujourd’hui

- Estimation d'état
  - Rôle dans un centre de conduite
  - Estimateur des moindres carrés pondérés (WLS)
  - Autres types d'estimateurs
  - Détection des fausses données
  - Observabilité, choix d'une configuration de mesures

Aujourd’hui

- Prédiction de la charge
  - Horizons temporels : long-terme, moyen-terme, court-terme, très court-terme
  - Domaines d'application : planification, conduite, analyse de la sécurité
  - Modélisation de la charge
  - Techniques

Rôle de l'estimation d'état

- Contrôle de processus ⇒ prise de décision ⇒ bonne connaissance de l'état du réseau
- Etat déterminé à partir des informations prélevées en temps réel sur le réseau = base de données brutes
  - Télémesures :
    - Modules de tension
    - Transits P/Q
    - Injections nodales P/Q
  - Télésignalisations : état ouvert/fermé des organes de coupure

La base de données brutes est :

- Incomplète : tous les éléments du réseau ne font pas l'objet de mesures
- Électriquement incohérente : les mesures sont nécessairement entachées d'erreurs, en principe aléatoires ⇒ les valeurs mesurées ne satisfont pas aux lois de Kirchhoff
- Pas nécessairement fiable : possibilité de mesures grossièrement erronées (défaillance des équipements de mesure ou de transmission) : fausses données

Estimateur = Outil Statistique

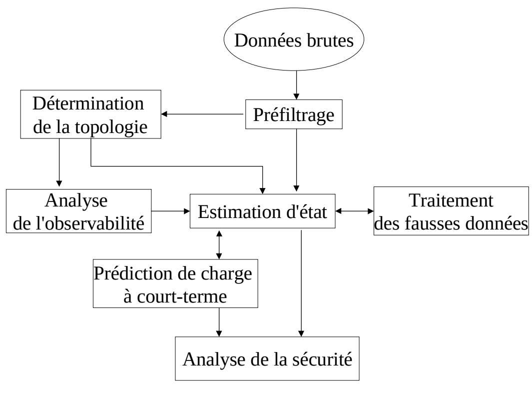
Transforme l'ensemble des télémesures en l'état "le plus probable"

⋗Recours à la théorie de l'estimation de paramètres

⋗Repose sur la modélisation statistique des mesures

Fournit une base de données

- Complète : requiert au préalable l'analyse de l'observabilité du réseau
- Électriquement cohérente : définition du vecteur d'état
- Fiable : requiert l'identification et l'élimination des fausses données



Estimateur statique

- Hypothèses :
  - État $\mathbf{x}$ = N modules de tension, N-1 phases relatives
  - Mesures simultanées, bruitées :

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + \mathbf{v} \qquad \begin{array}{l} \mathbf{v} \approx N(\mathbf{0}, \mathbf{R}) \\ \mathbf{R} = diag(\sigma_i^2) \end{array}$$

  - **y**, les paramètres réseau (lignes, trfos,…) sont supposés connus

Estimateur statique

- Estimateur du maximum de vraisemblance
- Si bruit de mesure gaussien, critère du maximum de vraisemblance = critère des moindres carrés pondérés
- L'état estimé est la solution de

$$\hat{\mathbf{x}} = \min_{\mathbf{x}} \left(J(\mathbf{x}) = (\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}))^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})) \right)$$

Redondance

- Estimateur filtre les bruits de mesure ssi redondance

$$\eta = \frac{m}{n} > 1$$

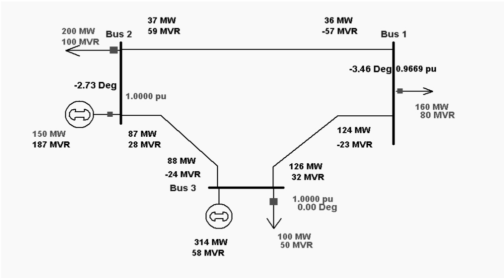
m : nombre de mesures

n = 2N-1 : nombre de variables d'état

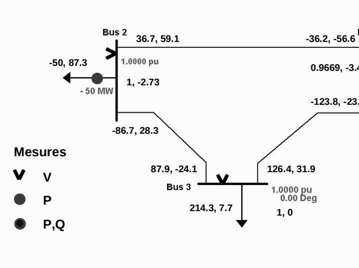
- Résidus :

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$$

Situation du Load Flow

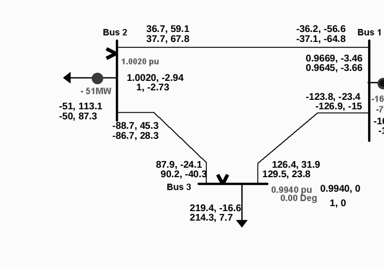


Mesures Load Flow non bruitées



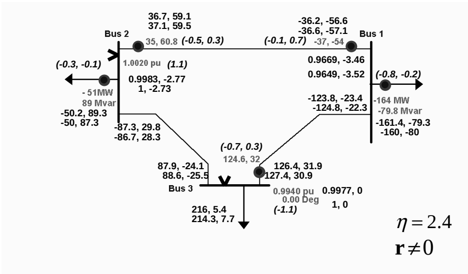
$$\eta = 1$$
$$\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{z}$$
$$\mathbf{r} = 0$$

Mesures Load Flow bruitées



$$\eta = 1$$
$$\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{z}$$
$$\mathbf{r} = 0$$

Ajout de mesures redondantes



Algorithme des moindres carrés pondérés (WLS)

- Poids de la mesure i = $1/\sigma_i^2$
- Algorithme d'estimation : résolution du système d'équations non linéaires

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = 2\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})) = \mathbf{0}$$

H : matrice jacobienne de l'équation des mesures

- Procédure itérative :

$$\mathbf{G}(l)(\mathbf{x}(l+1) - \mathbf{x}(l)) = \mathbf{g}(\mathbf{x}(l))$$

Choix de la matrice de gain

- Conditionne la convergence de l'algorithme
- **G** : régulière, de préférence définie positive
  - Méthode de Gauss : $\mathbf{G} = \mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}$
  - Avantages de la méthode de Gauss :
    - Aisée à calculer (pas de matrice hessienne), définie positive
    - Grande robustesse (bonne convergence dans une grande variété de situations)
    - En relation avec la matrice de covariance de l'estimée (voir identification des fausses données)
    - Très creuse (mais moins que **H**) : exploitation de ce caractère creux pour réduire le temps de calcul (*sparsity programming*)

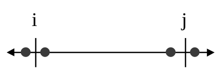
Caractère creux de H

$$\begin{array}{r c} & \begin{array}{cccccc} V_i & \theta_i & V_j & \theta_j & V_k & \theta_k \cdots \end{array} \\ \begin{array}{r} V_i \\ P_{ij}, Q_{ij} \\ P_i, Q_i \end{array} & \begin{bmatrix} \mathbf{X} & & & & & \\ \mathbf{X} & \mathbf{X} & \mathbf{X} & \mathbf{X} & & \\ \mathbf{X} & \mathbf{X} & \mathbf{X} & \mathbf{X} & \mathbf{X} & \mathbf{X} \end{bmatrix} \end{array}$$

Caractère creux de G

$$\begin{array}{r c} & \begin{array}{cc} V_j & \theta_j \end{array} \\ \begin{array}{r} V_i \\ \theta_i \end{array} & \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{X} \\ \mathbf{X} & \mathbf{X} \end{bmatrix} \neq \mathbf{0} \end{array}$$

ssi les noeuds i et j sont adjacents et il existe au moins une mesure parmi



Traitement des pseudo-mesures d'injection nulles

Nombreux noeuds sans injection (ni charge ni générateur) : Pi=Qi=0

- Utilisation de l'algorithme classique avec σ_i^2 très petit : Peut donner lieu à des problèmes numériques
- Estimateurs orthogonaux (algorithme QR)
  - Décomposition orthogonale de la matrice $\mathbf{H}' = \mathbf{R}^{-1/2}\mathbf{H}$
- Résolution de min(J(x)) = problème d'optimisation avec contraintes :
  - Équations de load flow
  - Contraintes d'injections nulles Pi=Qi=0

Estimation d'état dynamique
(*à l'état de recherche*)

- Estimation statique : aucune prise en compte de l'évolution temporelle du système
- Estimation dynamique : repose sur une modélisation de l'évolution temporelle de l'état
  - Fournit une prédiction à court-terme du vecteur d'état utilisé dans l'estimateur comme un ensemble de mesures additionnelles (algorithme = filtre de Kalman)
  - Questions :
    - Quelle dynamique : prédiction à quelques minutes
    - Identification d'un modèle adéquat
- Version simplifiée : estimateur de poursuite
  - État prédit = dernier état estimé

Traitement des anomalies

Types d’erreurs pouvant affecter l’estimation
- Erreurs anormales de mesures : fausses données
- Erreurs de transmission sur les télésignalisations : erreurs de topologie
- Erreurs de modélisation
  - Paramètres constants : éliminées par une analyse des résultats de l'estimateur sur une période donnée
  - Paramètres variables (e.g. plots des trfos) : variables correspondantes peuvent être ajoutées au vecteur d'état

Traitement des anomalies

- Analyse avant estimation : tests de plausibilité qui permettent l'identification des erreurs les plus grossières
- Si prédiction disponible : comparaison entre mesures et état prédit (processus d'innovation) permet d'éliminer d'autres anomalies (erreurs topologiques) (*en développement*)
- Détection et identification des fausses données restantes à l'issue de l'estimation

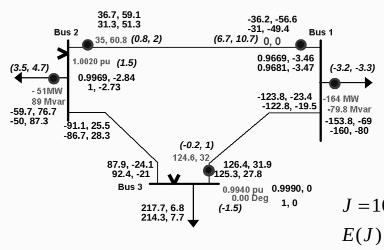
Détection des fausses donnes

- Repose sur l'analyse statistique de J et des résidus
- En l'absence de fausses données :
  - J distribué selon une loi en chi-carré à m-n degrés de liberté
  - **r** distribués selon une loi normale N(0,**WR**)
  - **W** peut être calculé à partir de la matrice de gain de l'estimateur
- En présence de fausses données : ajout d'un biais

➢ Détection par test d'hypothèse

➢ Seuil de détection fixe les risques de première et seconde espèces

Influence des fausses données



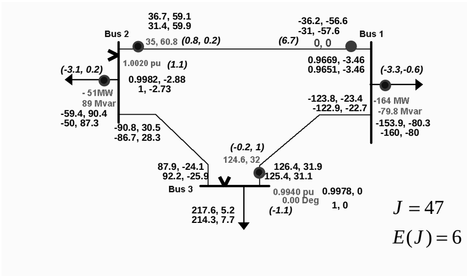
$$J = 161$$

$$E(J) = 7$$

Identification des fausses données

- Elimination successive par ordre décroissant des résidus (normalisés) des mesures suspectes
- Réestimation de l'état après chaque élimination
- Faiblesse de l'approche :
  - Résidu d'amplitude maximale ne correspond pas nécessairement à une fausse donnée si plusieurs fausses données présentes : mesures interagissantes
- Techniques plus élaborées :
  - Estimateurs robustes : critères non quadratiques qui diminuent le poids des mesures ayant des résidus de grande valeur absolue
  - Identification par estimation des erreurs de mesure

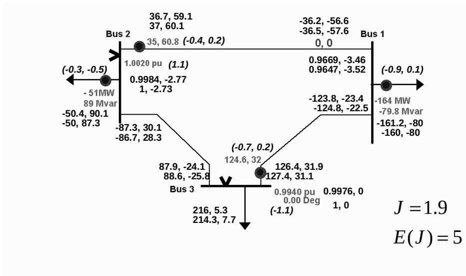
Après élimination de Q12



$J = 47$

$E(J) = 6$

Après élimination de Q12 et P12



$J = 1.9$

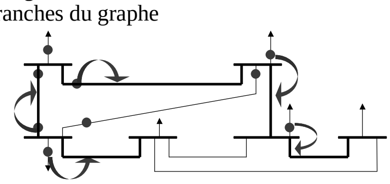
$E(J) = 5$

Analyse de l'observabilité

- Algorithme d'estimation suppose une matrice de gain régulière $\Leftrightarrow$ matrice **H** de rang plein 2N-1
- Sinon, configuration de mesure insuffisante, réseau inobservable
- Le plus généralement, l'observabilité est déterminée par une analyse topologique de la configuration de mesures
- Estimation d'un réseau inobservable : ajout de mesures fictives (tirées par ex. de données statistiques ou prédites) de manière à rétablir l'observabilité

Procédure topologique

- Exploitation du découplage Pθ/QV
- Assignation des mesures actives/réactives aux branches du graphe



Réseau observable ssi il existe un arbre obtenu par assignation des mesures actives et un arbre obtenu par assignation des mesures réactives

Mesures critiques et redondance locale

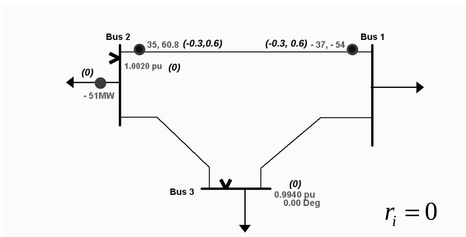
Notions très importante pour la détection des fausses données

*Une mesure est dite critique si sa suppression diminue d'une unité le rang de **H** et donc rend le réseau inobservable*

Une mesure critique a un résidu nul quel que soit son poids et est donc indétectable

Redondance locale autour du noeud concerné par la mesure critique = 1

Présence de mesures critiques



$r_i = 0$

Mesures critiques non détectables et non identifiables

Choix d'une configuration de mesures

- Compromis fiabilité/coût
- Veiller à
  - La redondance globale ($2.5 < \eta < 3$)
  - Éviter les mesures critiques
  - Assurer une bonne répartition locale des mesures

Prédiction de la charge

- Horizons temporels : long-terme, moyen-terme, court-terme, très court-terme
- Domaines d'application : planification, fonctions de conduite, analyse de la sécurité
- Techniques

Horizons temporels

- Long-terme : 2 à 25 ans
  - planification des investissements pour l'extension du parc de production ou du réseau de transport
  - prédiction de la pointe annuelle de charge, prédiction de l'énergie
- Moyen-terme : quelques semaines à une année
  - planification de l'achat du combustible
  - planification de la maintenance des unités
  - fixation des tarifs
  - prédiction de la charge mensuelle

- Court-terme : qq. heures à qq. semaines
  - opérations de conduite :
    - engagement des unités (unit commitment)
    - dispatching économique (economic dispatch)
    - coordination des unités hydrauliques
    - load management
  - prédiction de la charge horaire
- Très court-terme : qq. minutes
  - envisageable mais non encore utilisé
  - opérations de conduite et d'analyse de la sécurité telles que
    - AGC (load following control)
    - OPF

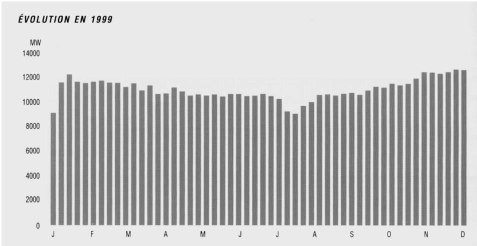
Facteurs d'influence

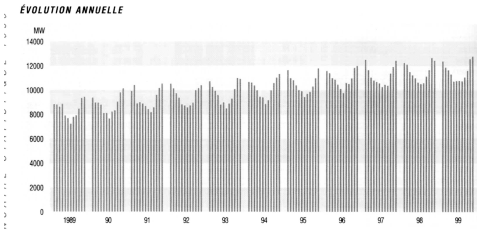
- Long-terme :
  - variables socio-économiques et démographiques
- Court-terme
  - conditions météorologiques
  - événements particuliers : vacances, grève, match de foot, ….

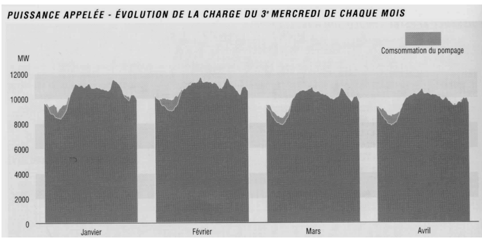
Caractéristique périodique de la charge

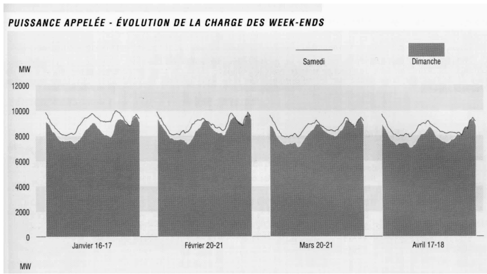
- Différentes périodes :
  - jour : périodes de creux, période de pointe
  - semaine : jour de semaine, jour de week-end, jour férié
  - année : variation selon les saisons, mois de vacances, ...

Réseau belge : pointe de charge par semaine









Modélisation de la charge

Décomposition de la charge selon :

$$y(t) = yb(t)+yy(t)+yd(t)+yh(t)+yw(t)+e(t)+v(t)$$

yb : niveau de base (selon évolution long-terme)
yy : variation annuelle (semaine de l'année)
yd: variation hebdomadaire (jour de la semaine)
yh : variation journalière (heure du jour)
yw : influence des conditions météorologiques
e : événements à caractère non périodique (vacances, match de foot, …)
v : bruit aléatoire

- Selon l'horizon temporel concerné, prise en compte de différents termes :
  - Prédiction à long terme : yb seul
  - Prédiction à court-terme : tous les termes mais
    - yb, yd constants
    - influence de yw et e importantes

Principales techniques (court-terme)

- Deux étapes
  1. Identification d'un modèle à partir de données historiques
  2. Prédiction à partir du modèle identifié, rafraîchissement du modèle
- Identification du modèle :
  - Séries temporelles : modèles ARIMA (méthode de Box & Jenkins)
  - Lissage exponentiel
  - En développement : méthodes IA
    - systèmes experts
    - réseaux de neurones
    - systèmes flous

Exemple de modèle ARIMA

- Prédiction de la charge horaire en été
- Données historiques : relevé de la charge horaire sur 4 semaines

$$\phi_{AR}(D)y_{SNC}(t) = \phi_{MA}(D)v(t)$$

$$\phi_{AR}(D) = 1 - 0.4D - 0.2D^2 + 0.1D^3 + 0.1D^{12} + 0.1D^{14} - 0.1D^{20}$$

$$\phi_{MA}(D) = 1 - D^{24}$$

$$y_{SNC}(t) = (1 - 0.1D^{24})(1 - 0.3D^{168})(1 - D)(1 - D)^{24}\, y(t)$$

$$Dy(t) = y(t-1)$$

Importance des données historiques

- Archiver sur une période déterminée le plus d'information possibles sur
  - la charge globale et les charges nodales
  - les configurations réseaux correspondantes
  - les variables météorologiques
- Actualiser régulièrement ces données
- Analyse préliminaire :
  - filtrage des données (suppression des données erronées, lissage,…)
  - choix des variables d'intérêt soutenu par une analyse statistique (corrélations,…)