

VigiRes'Eau :

Surveillance en temps réel de la qualité de l'eau potable d'un réseau de distribution en vue de la détection d'intrusions

Lionel FILLATRE¹, Paul HONEINE¹, Igor NIKIFOROV¹, Cédric RICHARD^{1,2}, Hichem SNOUSSI¹, Nourddine AZZAOU¹

¹ICD/LM2S - FRE CNRS 2848 - Université de Technologie de Troyes
12, rue Marie Curie - B.P. 2060 - 10010 Troyes cedex - France
E-mail : prénom.nom@utt.fr

²Laboratoire FIZEAU - UMR CNRS 6525 - Observatoire de la Côte d'Azur
Université de Nice Sophia-Antipolis Parc Valrose 06108 Nice cedex 02 - France
E-mail : prénom.nom@unice.fr

Résumé – La qualité et la sûreté/sécurité des systèmes d'approvisionnement d'Eau Potable (EP) sont essentielles pour la santé publique. Les infrastructures d'EP constituent donc une cible possible pour des actes de malveillance, par introduction volontaire d'agents contaminants. Il est donc nécessaire de prévenir toute intrusion dans ces systèmes, et de détecter au plus vite des pollutions, qu'elles soient intentionnelles ou accidentelles. La protection du patrimoine visible (usines, réservoir, station pompage,...) peut être appréhendé via des moyens classique de détection d'intrusion physique et protection périmétrique. Le réseau est par nature plus difficile à protéger. Le projet Vigires'eau propose une solution possible originale basée sur des capteurs génériques, des outils existants couplés avec des algorithmes de détection statistiques. Il couvre deux contextes possibles : les opérateurs ayant développé des modèles hydraulique et qualitatif de leurs réseau, ou ne les ayant pas développés.

Abstract – The quality and security of Water Supply Systems are essential for the public health. The drinking water infrastructure could possibly be targeted for malicious act of voluntary contamination. It is then necessary for water infrastructure operators to prevent any intrusion in the supply systems, and detect contamination being accidental or deliberate. The protection of the visible assets (plant, reservoirs, pumping station,...) is usually tackled through classical physical and perimeter protection systems. The water network is by nature much more difficult to protect against intrusive contamination. Vigires'eau project proposes a possible original solution based on generic sensors, existing tools and statistical detection algorithms. It addresses two possible contexts of water system operator having developed an hydraulic and water quality model or not having developed them.

Les partenaires du projet sont Ondeo Systems et l'Université de Technologie de Troyes (UTT).

1 Introduction

La qualité et la sûreté/sécurité des systèmes d'approvisionnement d'Eau Potable (EP) sont essentielles pour la santé publique. Les infrastructures d'EP constituent donc une cible possible pour des actes de malveillance, par introduction volontaire d'agents contaminants. Il est donc nécessaire de prévenir toute intrusion dans ces systèmes, et de détecter au plus vite des pollutions, qu'elles soient intentionnelles ou accidentelles.

Différentes études insistent sur l'importance d'une prévention basée sur la sécurisation des installations (notamment la détection d'intrusion physique et les contrôles d'accès). La réalisation d'auto-diagnostic de vulnérabilité des installations est actuellement en cours par l'ensemble des opérateurs d'eau.

Cependant, le réseau de distribution, par nature très étendu, est difficile à protéger et à surveiller ; il présente de nombreux points d'entrée potentiels : bouches d'incendie, accessoires, branchements... , sur lesquels il est difficile, voire impossible d'installer des contrôles d'accès. Le réseau de distribution est le "talon d'Achille" des opérateurs d'eau.

Le problème est d'assurer une surveillance en continu de la qualité de l'eau du réseau et de pouvoir détecter rapidement des situations anormales, notamment par rapport à des paramètres de qualité usuels, faciles à mesurer, et qui constituent de bons indicateurs de contamination (chlore, turbidité, carbone organique total, par exemple).

Par ailleurs il est nécessaire de réduire au maximum le temps de réaction dès qu'une situation anormale est

détectée et de pouvoir prendre quasiment en “temps réel” les mesures correctives adéquates (ajustement du taux de chlore aux points d’injection, ou isolement d’une partie du réseau, par exemple). Le projet Vigires’eau souhaite typiquement répondre à ce genre de problématiques.

2 Projet Vigires’eau

2.1 Objectifs scientifiques

L’objectif scientifique majeure concerne la détection d’une baisse anormale du résiduel de chlore dans un réseau de distribution d’eau potable, pouvant résulter de l’introduction malveillante d’agents pathogènes dans le réseau. Il convient de détecter une telle baisse le plus rapidement possible, de la localiser précisément, de quantifier son importance, d’évaluer ses conséquences (sa propagation en aval de la détection) et de décider des actions opportunes à prendre pour limiter ou stopper ses effets. En pratique, il s’agit d’élaborer des méthodes scientifiques performantes pour détecter précocement et de façon fiable toute diminution anormale de chlore dans un réseau d’eau potable.

Compte tenu de la sensibilité du sujet, différentes approches scientifiques seront développées et mises en concurrence afin de déterminer la plus performante à intégrer dans le système final. Certaines de ces approches sont basées sur un modèle hydraulique existant, d’autres sur des historiques constitués à partir de données collectées par des capteurs de chlore installés en différents points du réseau.

Les méthodes de détection d’une baisse anormale du résiduel de chlore devront prendre en compte le contexte opérationnel difficile inhérent à la gestion d’un réseau :

- Les fluctuations naturelles du régime hydraulique dues d’une part, à la consommation d’eau des usagers et, d’autre part, à l’apport d’eau dans le réseau par les usines de production et les réservoirs.
- L’imprécision inhérente aux mesures délivrées par les capteurs de chlore installés sur le réseau.
- Aucun événement d’introduction malveillante d’agents pathogènes n’a été heureusement constaté à ce jour sur les réseaux de production d’eau potable gérés par Suez Environnement ; par conséquent, aucun historique de données n’existe à ce jour. En d’autres termes, de tels événements seront détectés en considérant qu’ils ne correspondent à aucune situation standard (voire atypique) déjà rencontrée et figurant dans les historiques de données collectées.

Ces méthodes devront également prendre en compte les aspects opérationnels d’un système de surveillance d’un réseau d’eau potable :

- Une détection précoce afin de limiter les conséquences d’une action malveillante,

- Une détection fiable afin de ne rater aucune action malveillante et de limiter les fausses alarmes afin que le système de surveillance reste pertinent et que l’exploitant lui accorde toute sa confiance (si le taux d’alarmes intempestives est trop élevé, il existe un risque que l’exploitant se désintéresse de l’outil).

2.2 Approches proposées

Le reste du document présente les méthodes envisagées pour détecter et localiser des anomalies dans le chlore résiduel d’un réseau de distribution d’eau.

La section 3 présente un modèle élémentaire d’un réseau d’eau et les deux types d’approches paramétrique envisageables : les approches non-séquentielles et les approches séquentielles. Les critères séquentiels visent à réagir le plus rapidement à une variation anormale de la concentration en chlore alors que les critères non-séquentiels cherchent à maximiser les probabilités de détection sous la contrainte d’un niveau acceptable de fausse alarme.

La section 4 présente une méthodologie non-paramétrique de détection/localisation d’anomalies qui ne s’appuie que très partiellement sur des modèles du réseau d’eau. Les approches non-paramétriques nécessitent un ensemble d’apprentissage constitué de mesures préalablement enregistrées. Dans le cadre du projet, pour pallier aux manques d’observations de situations anormales de fonctionnement du réseau, une approche “one-class” est envisagée. Cette approche permet de définir un détecteur/localisateur à partir d’un ensemble d’apprentissage constitué uniquement d’observations du réseau de distribution d’eau dans des conditions normales de fonctionnement.

La section 5 présente une méthodologie qui combine la précision du modèle paramétrique et la flexibilité du modèle non-paramétrique. L’approche semi-paramétrique constitue l’objectif majeur du projet VigiRes’Eau en terme de détection et localisation d’anomalies. De nombreux articles abordent les approches semi-paramétriques d’un point de vue théorique mais, d’un point de vue plus pratique, cette approche reste encore peu explorée.

3 Approche paramétrique

3.1 Description du problème

Il s’agit de proposer un modèle élémentaire d’un réseau d’eau. Ce modèle servira de base pour les développements à venir.

3.1.1 Modèle sans anomalie

La figure 1 décrit un réseau composé d’une source et de 5 points de mesures A_i . Chaque point de mesure A_i

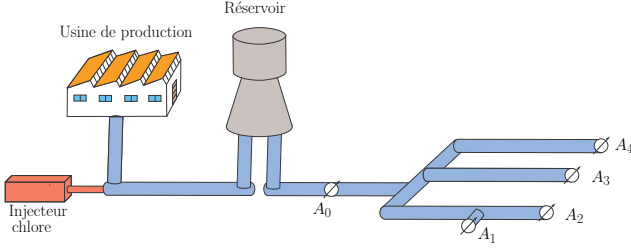


FIG. 1 – Réseau de distribution d'eau.

permet de connaître la concentration résiduelle en chlore c_i et le débit en eau d_i . Nous supposons que

$$c_i = c_0 e^{-\mu t_{0i}} \quad (1)$$

où μ est le coefficient cinétique de disparition du chlore résiduel de l'eau (supposé connu et constant dans tout le réseau), t_{0i} est le temps du parcours de l'eau entre le point A_0 et le point A_i . D'un point de vue pratique, pour chaque segment du réseau d'extrémités A_i et A_j , on a la relation

$$t_{ij} = \frac{\ell_{ij} \pi r_{ij}^2}{d_j}$$

où t_{ij} est le temps de parcours, r_{ij} est le rayon du tuyau, ℓ_{ij} est la longueur du segment et d_j est le débit en eau à l'extrémité finale du segment. Ainsi, en pratique, dès que la topologie du réseau est connu, les temps de trajets se déduisent des débits. Soit $\mathbf{x} = (1/d_1, 1/d_2, 1/d_3, 1/d_4)^T$ le vecteur des débits, (1) se réécrit

$$c_i = c_0 e^{-\mu H_i \mathbf{x}}$$

où H_i est la i -ème ligne de la matrice de "routage" de l'eau

$$H = \begin{pmatrix} h_{01} & 0 & 0 & 0 \\ h_{01} & h_{12} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & h_{03} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & h_{04} \end{pmatrix},$$

c'est-à-dire $h_{i,j} = \ell_{ij} \pi r_{ij}^2$ lorsque le segment $[A_i A_j]$ existe et 0 sinon. Nous admettons que la mesure y_i est

$$y_i = \ln c_0 - \ln c_i = \mu H_i \mathbf{x}, \quad (2)$$

ce qui donne le système d'équations de mesure

$$\mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \xi \quad (3)$$

où $\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3, y_4)^T$. Dans (3), le vecteur ξ représente un éventuel bruit de mesure. D'après la loi de Kirchoff, on a également la relation :

$$d_0 = d_1 + d_2 + d_3 + d_4. \quad (4)$$

3.1.2 Modèle avec anomalie

Nous supposons qu'un polluant biochimique est injecté dans un segment du réseau. Nous observons alors une diminution Δ de la concentration résiduelle en chlore. Cette

diminution anormale de concentration en chlore est équivalente à un séjour prolongé de l'eau dans la canalisation contaminée. Si t_{ij} est le temps de parcours normal dans cette canalisation, il devient $t_{ij} + \delta$ où $\delta > 0$ est d'autant plus grand que la contamination est importante. Finalement, (2) se réécrit

$$y_i = \ln c_0 - \ln c_i = \mu H_i \mathbf{x} + \delta \mu H_i \mathbf{e}_k,$$

où \mathbf{e}_k est un vecteur de zéro avec un "1" à la k -ème position et k ($1 \leq k \leq 4$) est le numéro du segment contaminé. On obtient le modèle :

$$\mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \delta \mu H \mathbf{e}_k + \xi. \quad (5)$$

3.2 Détection et localisation

3.2.1 Approche non-séquentielle

Position du problème On suppose disposer d'un vecteur d'observations \mathbf{y} à l'instant t . Le problème de détection et localisation des anomalies [4, 5] consiste à choisir une hypothèse parmi les suivantes :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 &: \mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \xi, \\ \mathcal{H}_1 &: \mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \delta \mu H \mathbf{e}_1 + \xi, \delta > 0, \\ &\vdots \\ \mathcal{H}_4 &: \mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \delta \mu H \mathbf{e}_4 + \xi, \delta > 0. \end{aligned} \quad (6)$$

La solution consistera en une fonction de décision $\phi : \mathbb{R}^4 \mapsto \{\mathcal{H}_0, \mathcal{H}_1, \mathcal{H}_2, \mathcal{H}_3, \mathcal{H}_4\}$. Lorsque $\phi(\mathbf{y}) = \mathcal{H}_i$, on choisit l'hypothèse \mathcal{H}_i .

Critère d'optimalité Le critère d'optimalité n'est pas encore définitivement établi. Il peut s'agir par exemple de borner la probabilité de fausse alarme et de chercher le test qui minimise la probabilité maximale de mal localiser une anomalie. Mathématiquement, les probabilités dont il est question sont définies par :

$$\begin{aligned} &\text{Probabilité de fausse alarme bornée par } 0 < \alpha < 1 : \\ &\Pr_0(\phi(\mathbf{y}) \neq \mathcal{H}_0) \leq \alpha, \end{aligned} \quad (7)$$

– Probabilité maximale de mauvaise localisation :

$$\max_{1 \leq i \leq 4} \Pr_i(\phi(\mathbf{y}) \neq \mathcal{H}_i),$$

où $\Pr_i(A)$ désigne la probabilité de l'événement A lorsque \mathbf{y} vérifie l'hypothèse \mathcal{H}_i .

3.2.2 Approche séquentielle

Position du problème Dans le cas d'une approche séquentielle, nous disposons d'une série d'observations $(\mathbf{y}_t)_{t \geq 1}$ obtenues de manière séquentielle [1] :

$$\mathbf{y}_t = \begin{cases} \mu H \mathbf{x}_t + \xi_t & \text{si } t \leq t_0 \\ \mu H \mathbf{x}_t + \delta \mu H \mathbf{e}_k + \xi_t & \text{si } t > t_0 \end{cases} \quad (8)$$

où t_0 est l'instant inconnu d'apparition de l'anomalie dans le k -ème segment.

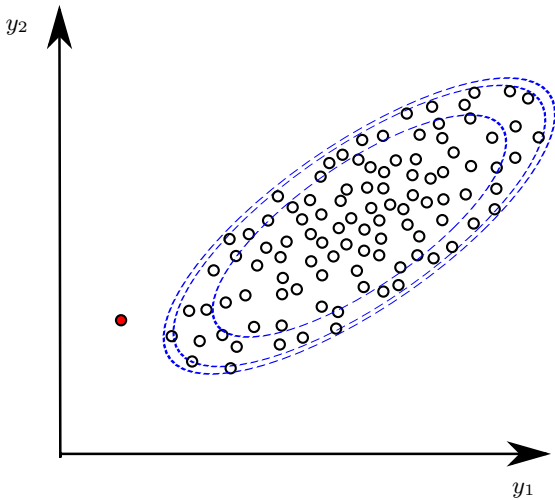


FIG. 2 – Approche non-paramétrique : illustration (en 2D) de la distribution des mesures, estimée à partir d’un ensemble d’observations (désignées par \circ). Le test de détection détermine si une nouvelle mesure \mathbf{y} (\bullet) appartient à cette distribution.

Critère d’optimalité L’algorithme de détection et localisation fournit un couple (N, ν) , basé sur les observations $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots$, où N est le temps d’arrêt où un changement de type ν est déclaré et $\nu, \nu \in \{1, \dots, 4\}$, est la décision finale. Soit $P_\ell^{t_0+1}$ la distribution des observations $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots$ quand $t_0 = 0, 1, 2, \dots$, $\Pr_\ell^{t_0+1}(A)$ désigne la probabilité de l’événement A sous $P_\ell^{t_0+1}$ et $E_\ell^{t_0+1}$ désigne l’espérance mathématique sous $P_\ell^{t_0+1}$. Par convention, $P_0^\infty = P_0$ et $E_0(\cdot) = E_0^\infty(\cdot)$.

Le critère d’optimalité n’est pas encore définitivement établi. Par exemple, il est possible de considérer la classe $\mathcal{K}_{(\gamma, b)}$ des algorithmes séquentiels (N, ν) de détection/localisation qui satisfont les contraintes suivantes

$$\mathbb{E}_0(N) \geq \gamma, \\ \max_{1 \leq \ell \leq K} \max_{1 \leq j \neq \ell \leq 4} \sup_{t_0 \geq 0} \Pr_\ell^{t_0+1}(\nu = j | N > t_0) \leq b.$$

L’objectif peut alors consister à construire un algorithme au sein de la classe $\mathcal{K}_{(\gamma, b)}$ qui minimise le retard moyen maximal de détection/localisation :

$$\sup_{t_0 \geq 0, 1 \leq \ell \leq 4} \mathbb{E}_\ell^{t_0+1}(N - t_0 | N > t_0).$$

L’algorithme proposé pourra traiter les données de manière séquentielle [6] ou bien par bloc de taille fixe [3].

4 Approche non-paramétrique

4.1 Introduction

Outre l’approche paramétrique fondée sur modèle et décrite ci-dessus, on peut adopter un point de vue alternatif, sans disposer d’un modèle analytique. Lorsqu’on n’a

pas accès à une modélisation du système sous surveillance, les méthodes de reconnaissance des formes peuvent s’avérer efficaces pour étudier les relations entre les variables. Issues de la théorie de l’apprentissage statistique, les méthodes à noyau sont adaptées à des problèmes non linéaires de détection, de classification, de régression, ou encore d’analyse de données. Toutes ces méthodes reposent essentiellement sur une estimation de la distribution, inconnue. Pour s’affranchir du manque de modèle, on estime la distribution en utilisant uniquement un ensemble d’observations, dit ensemble d’apprentissage. Dans un problème de détection, on détermine si la nouvelle observation est une réalisation de cette distribution, ou bien un *outlier* (une nouveauté ne provenant pas de la loi).

4.2 Position du problème

Deux approches sont proposées, la première ne faisant intervenir que les mesures de concentration, \mathbf{y} , alors que la seconde prend en compte le vecteur des débits, \mathbf{x} .

4.2.1 Approche “sans débit”

Soit $\Pr_0(\mathbf{y})$ la loi de probabilité du vecteur de concentration de chlore, dans le cadre d’un système sans anomalie. Etant inconnue, cette loi nous fournit un ensemble de n échantillons, $\mathcal{A}_n = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n\}$, où chaque \mathbf{y}_j est vue comme une réalisation du vecteur aléatoire \mathbf{y} qui suit la loi \Pr_0 , soit $\mathbf{y}_j \sim \Pr_0(\mathbf{y})$ pour $j = 1, 2, \dots, n$. Dans le cas d’un polluant injecté dans le réseau, le vecteur du chlore résiduel ne suit plus la loi définie par $\Pr_0(\mathbf{y})$. Le problème de détection consiste à choisir une des deux hypothèses complémentaires

$$\mathcal{H}_0 : \mathbf{y} \sim \Pr_0(\mathbf{y}), \\ \mathcal{H}_1 : \mathbf{y} \not\sim \Pr_0(\mathbf{y}),$$

où \sim (resp. $\not\sim$) désigne *suit la loi* (resp. *ne suit pas la loi*). En d’autres termes, l’hypothèse \mathcal{H}_0 correspond à \mathbf{y} en mode sans anomalie, et l’hypothèse \mathcal{H}_1 désigne son complément.

4.2.2 Approche “avec débit”

Afin de raffiner notre approche, on propose d’incorporer l’information sur le débit (abondante et facile à mesurer). On considère le système comme une boîte noire, sans disposer d’un modèle analytique de son comportement, en utilisant uniquement des observations de couples entrée-sortie. Dans le cas du problème traité, l’entrée est le vecteur des débits, \mathbf{x} , alors que la sortie correspond au vecteur de chlore résiduel, \mathbf{y} . On désigne par $\Pr_0(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ la densité de probabilité conditionnelle, de concentration \mathbf{y} sachant le débit \mathbf{x} est connu. Pour les n couples d’observations disponibles, $\mathcal{A}_n = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), (\mathbf{x}_2, \mathbf{y}_2), \dots, (\mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n)\}$, elles sont échantillonnées selon la loi \Pr_0 . Le problème de

détection consiste à mettre en compétition les deux hypothèses

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 &: \mathbf{y} \sim \text{Pr}_0(\mathbf{y}|\mathbf{x}), \\ \mathcal{H}_1 &: \mathbf{y} \not\sim \text{Pr}_0(\mathbf{y}|\mathbf{x}).\end{aligned}$$

4.3 Détection et localisation

4.3.1 Détection : l’approche one-class

Inspiré des Support Vector Machines (SVM) pour la classification, l’approche one-class SVM permet la description de la distribution de densité d’une classe unique [7]. L’objectif principal est d’enfermer les données d’apprentissage dans une frontière de volume minimal, définissant ainsi une limite de domaine. Toute donnée en dehors de ce volume peut être considéré comme un *outlier*, et sa distance à la frontière permet une mesure de sa *nouveauté*.

Cette méthode permet de définir une fonction de décision, de la forme

$$\psi(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n \beta_i \kappa(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}), \quad (9)$$

où $\kappa(\mathbf{y}_i, \mathbf{y})$ désigne la fonction noyau utilisée comme mesure de similarité entre \mathbf{y}_i et \mathbf{y} , souvent de forme Gaussienne $\exp(\frac{1}{\sigma} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}\|^2)$. Les coefficients β_i sont déterminés en minimisant une fonction coût faisant intervenir l’ensemble d’apprentissage. La règle de décision consiste à comparer cette statistique à un seuil ν_0 , selon les deux hypothèses

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 &: \psi(\mathbf{y}) \geq \nu_0, \\ \mathcal{H}_1 &: \psi(\mathbf{y}) < \nu_0.\end{aligned}$$

Le seuil ν_0 a une influence directe sur les performances du détecteur, avec des bornes théoriques sur la probabilité de fausse alarme (7) [8]. Ceci est illustré à la Figure 2 avec des courbes de niveau (en pointillé) pour différentes valeurs de ν_0 .

4.3.2 Localisation des anomalies

Afin de localiser l’anomalie, différentes approches sont envisageables. On présente ici deux schémas, un local et un global.

L’approche locale consiste à associer un détecteur pour chaque point de mesure, séparément (voir Figure 1). Soit $\psi_i(\mathbf{y})$ le détecteur associé au point de mesure i . Pour sa construction, on dispose des observations disponibles en i . Les méthodes présentées ci-dessus sont alors appliquées en substituant les vecteurs \mathbf{y} , et éventuellement les vecteurs \mathbf{x} , par les scalaires y_i et éventuellement x_i . Le problème de détection consiste alors à comparer chacune des 4 fonc-

tions de détection à un seuil, soit

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 &: \psi_i(y_i) \geq \nu_i, \text{ pour tout } i = 1, 2, \dots, 4, \\ \mathcal{H}_1 &: \psi_1(y_1) < \nu_1, \\ &: \quad \vdots \\ \mathcal{H}_4 &: \psi_4(y_4) < \nu_4.\end{aligned}$$

Dans le cas de présence d’anomalies, une ou plusieurs hypothèses \mathcal{H}_i seront satisfaites, avec $i \neq 0$, ce qui permet de localiser les anomalies.

À l’opposé de l’approche locale, l’approche globale utilise une fonction de détection unique $\psi(\mathbf{y})$. En présence d’anomalies, on obtient l’hypothèse \mathcal{H}_1 , avec $\psi(\mathbf{y}) < \nu_0$. Localiser l’anomalie revient à déterminer les composantes du vecteur \mathbf{y} les plus défavorables, au sens qu’elles rendent $\psi(\mathbf{y})$ inférieure au seuil ν_0 . On est alors à la recherche d’une (ou de plusieurs) dimension telles qu’une faible variation (positive) dans cette direction permet de retrouver l’hypothèse \mathcal{H}_0 , avec à la limite $\psi(\mathbf{y}) = \nu_0$. Ceci est illustré à la Figure 2, où la nouvelle observation (point rouge) est obtenu par une réduction de la concentration de chlore de y_1 , ce qui correspond à une contamination dans partie 1 du réseau. Avec une simple augmentation de y_1 , le point retrouve la distribution dite sans anomalies.

5 Approche semi-paramétrique

Les modèles semi-paramétriques ont été introduits pour pallier à certaines difficultés liées aux modèles non paramétriques notamment “*le fléau de la dimension*”. Ce dernier affecte l’efficacité asymptotique de l’estimation ainsi que les tests statistiques. L’idée est donc de combiner les avantages et la flexibilité du concept non paramétrique avec la simplicité et la maniabilité des modèles paramétriques; cela permet en particulier de combler l’absence d’interprétation physique et les problèmes de causalité dans ces modèles.

5.1 Motivation

Le modèle paramétrique (3) décrit de manière simple et cohérente la concentration du chlore en fonction des débits dans un réseau d’eau. Ce modèle ne suffit pas pour décrire certaines variations incontrôlables mais intrinsèques au phénomène étudié; par exemple, le comportement de l’écoulement dans les canalisations. En effet, la concentration du chlore est véhiculée par l’écoulement d’un fluide dont le modèle mathématique mène à des solutions chaotiques et ayant un comportement turbulent. Cette composante aléatoire non prise en compte par le modèle (3) induirait de mauvaises décisions et une augmentation des risques de fausses alarmes. En d’autres termes, le modèle paramétrique n’est pas suffisant à lui seul pour une modélisation complète et une détection fiable. D’un autre côté,

un modèle non paramétrique seul ne suffit pas à comprendre le mécanisme physique de contamination. Tenant compte de toutes ces considérations, cela mène naturellement à un modèle semi-paramétrique.

5.2 Modèle sans anomalie

Le modèle semi-paramétrique doit décrire d'un côté le comportement déterministe et entièrement prévisible de l'évolution de la concentration du chlore. D'un autre coté il doit capter le comportement incontrôlable mais intrinsèque au phénomène étudié. Ainsi en l'absence de tout perturbateur externe, nous suggérons le modèle additif suivant :

$$\mathbf{y} = \underbrace{\mu H \mathbf{x}}_{\text{paramétrique}} + \underbrace{\Phi(\mathbf{x}, \dots)}_{\text{non-paramétrique}} + \xi,$$

où ξ est un bruit blanc qu'on peut inclure soit dans la partie non-paramétrique, soit dans la composante non paramétrique. Cette dernière contient tout ce qui est aléatoire et est indépendante de la composante paramétrique. Elle peut servir comme correcteur permettant d'éviter les fausses alarmes; cela évitera de confondre un comportement chaotique du système avec une intrusion. Les paramètres de la partie non-paramétrique $\Phi(\mathbf{x}, \dots)$ restent encore à spécifier.

5.3 Modèle avec anomalie

Comme dans (5), nous assimilons une intrusion à un séjour prolongé de l'eau dans les canalisations. Cela donne le modèle semi-paramétrique suivant :

$$\mathbf{y} = \underbrace{\mu H \mathbf{x} + \delta \mu H \mathbf{e}_k}_{\text{paramétrique}} + \underbrace{\Phi(\mathbf{x} + \delta \mathbf{e}_k, \dots)}_{\text{non-paramétrique}} + \xi.$$

Ce modèle présente deux avantages : a) d'une part, la partie non-paramétrique peut être utilisée pour confirmer une anomalie détectée sur la partie paramétrique et b) d'autre part, la flexibilité de la partie non-paramétrique peut être utilisée pour déceler un comportement anormal.

5.4 Détection et localisation

L'idée principale de notre technique consiste à considérer qu'un perturbateur extrinsèque (une intrusion dans le réseau) va principalement influencer le comportement de la composante paramétrique et, éventuellement, celui de la composante non paramétrique. Ainsi, la stratégie de test est basée sur le comportement du modèle paramétrique vis à vis d'une intrusion. La partie non paramétrique peut servir comme correcteur qui permet d'éviter des fausses alarmes et de confirmer une anomalie détectée sur la composante paramétrique.

Nous proposons d'utiliser un modèle semi-paramétrique de la forme :

$$\mathbb{E}(\mathbf{y} - \mu H \mathbf{x} | \mathbf{x}) = \Phi(\mathbf{x}, \theta^t), \quad \text{var}(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = w(\mathbf{x}, \theta^t)$$

où X^t désigne le transposé de X et $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^s$ désigne une composante paramétrique quelconque. Pour estimer θ , nous considérons un échantillon d'apprentissage $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)_{i=1, \dots, N}$. Dans un premier temps, la partie non paramétrique est estimée par la méthode des noyaux :

$$\hat{\Phi}_i(\theta) = \frac{\sum_{1 \leq i \neq j \leq N} K_h\left(\frac{\mathbf{x}_i \cdot \theta^t - \mathbf{x}_j \cdot \theta^t}{h}\right) \cdot (\mathbf{y}_j - \mu H \mathbf{x}_j)}{\sum_{1 \leq i \neq j \leq N} K_h\left(\frac{\mathbf{x}_i \cdot \theta^t - \mathbf{x}_j \cdot \theta^t}{h}\right)},$$

$$\hat{w}_i(\theta) = \frac{\sum_{1 \leq i \neq j \leq N} K_h\left(\frac{\mathbf{x}_i \cdot \theta^t - \mathbf{x}_j \cdot \theta^t}{h}\right) \cdot (\mathbf{y}_j - \mu H \mathbf{x}_j)^2}{\sum_{1 \leq i \neq j \leq N} K_h\left(\frac{\mathbf{x}_i \cdot \theta^t - \mathbf{x}_j \cdot \theta^t}{h}\right)} - (\hat{\Phi}_i(\theta))^2$$

où $K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right)$ est la fenêtre d'un noyau K (gaussien par exemple). Dans un deuxième temps, le paramètre θ est estimé en minimisant les moindres carrés suivant :

$$\tilde{\theta} = \underset{\theta \in \Theta}{\text{argmin}} \left[\sum_{i=1}^N |\mathbf{y}_i - \hat{\Phi}_i(\theta)|^2 \right]. \quad (10)$$

Pour atteindre l'efficacité semi-paramétrique et palier au "fléau de la dimension", une modification de l'estimateur (10) est proposée dans [2] :

$$\hat{\theta} = \tilde{\theta} + [\hat{M}(\tilde{\theta})]^{-1} \cdot \hat{S}(\tilde{\theta}) \quad (11)$$

avec

$$\hat{S}(\theta) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\mathbf{y}_i - \hat{\Phi}_i(\theta)}{\hat{w}_i(\theta)} \right) \cdot \frac{\partial \hat{\Phi}_i(\theta)}{\partial \theta},$$

$$\hat{M}(\theta) = \sum_{i=1}^N \frac{1}{\hat{w}_i(\theta)} \cdot \frac{\partial \hat{\Phi}_i(\theta)}{\partial \theta} \cdot \frac{\partial \hat{\Phi}_i(\theta)^t}{\partial \theta}.$$

Sous certaines hypothèses de régularité sur la fonction Φ , l'estimateur $\hat{\theta}$ est convergent et asymptotiquement efficace [2], c-à-d :

$$\sqrt{N}(\hat{\theta} - \theta_0) \longrightarrow \mathcal{N}(0, W^{-1}(\theta_0))$$

où θ_0 est la vraie valeur du paramètre θ et $W^{-1}(\theta_0)$ est une matrice de covariance qui dépend de θ_0 .

La procédure de détection et de localisation consiste à choisir parmi les hypothèses :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 &: \mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \Phi(\mathbf{x}, \theta^t) + \xi, \\ \mathcal{H}_1 &: \mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \delta \mu H \mathbf{e}_1 + \Phi((\mathbf{x} + \delta \mathbf{e}_1), \theta^t) + \xi, \quad \delta > 0, \\ &\vdots \\ \mathcal{H}_4 &: \mathbf{y} = \mu H \mathbf{x} + \delta \mu H \mathbf{e}_4 + \Phi((\mathbf{x} + \delta \mathbf{e}_4), \theta^t) + \xi, \quad \delta > 0. \end{aligned} \quad (12)$$

Cela revient donc à construire, comme dans (6), une fonction de test qui permet de minimiser la probabilité maximale de mauvaise localisation sous la contrainte d'une probabilité de fausses alarmes bornée. La procédure de test consiste à estimer Φ à partir d'un échantillon d'apprentissage, puis à estimer la composante semi-paramétrique θ d'après (11). À un instant donné, une éventuelle intrusion pourra être détectée et localisée en résolvant le problème de décision (12) qui s'appuie sur le modèle paramétrique corrigé par la loi non paramétrique. En cas de détection, un opérateur intervient pour résoudre le problème. Par contre, s'il s'agit d'une fausse alarme, cet événement sera intégré dans la base d'apprentissage.

6 Conclusion

Les distributeurs d'EP font constamment face à des intrusions sur leurs installations (une dizaine d'intrusions par an recensées par exemple sur les seules installations gérées par Lyonnaise des Eaux en France). Si dans la grande majorité des cas, ces intrusions ne sont pas comises avec une intention criminelle, l'histoire récente a cependant démontré que, dans quelques cas, l'objectif était clairement d'introduire des agents toxiques dans l'eau distribuée. L'impact de tels actes sur la population est potentiellement considérable. Il est donc nécessaire de prévenir toute intrusion dans ces systèmes, et de détecter au plus vite des pollutions, qu'elles soient intentionnelles ou accidentelles.

La protection du patrimoine visible (usines, réservoir, station pompage,...) peut être appréhendé via des moyens classiques de détection d'intrusion physique et protection périmétrique. Le réseau est par nature plus difficile à protéger. Le projet Vigires'eau propose une solution possible basée sur des capteurs génériques, des outils existants couplé avec des algorithmes de détection/localisation statistique basés. Les méthodes de détection/localisation statistique s'appuieront à la fois sur des modèles physiques et des méthodes d'apprentissages.

Références

- [1] M. Basseville and I. V. Nikiforov. *Detection of abrupt changes : theory and application*. Prentice Hall, 1993.
- [2] P.J. Bickel, CA Klaassen, Y. Ritov, and JA Wellner. *Efficient and adaptive estimation for semiparametric models*. Springer Verlag, 1998.
- [3] L. Fillatre and I. Nikiforov. Détection et localisation séquentielle d'anomalies non-orthogonales. In *GRET-SI'09, Dijon, France, 2009*.
- [4] E.L. Lehman. *Testing Statistical Hypotheses, Second Edition*. Chapman & Hall, 1986.
- [5] I. Nikiforov. Eléments de théorie de la décision statistique II : compléments, Chap. 2. In *Décision et reconnaissance des formes en signal*, pages 43–84. Hermes Science Publications (Traité IC2), Edited by R. Lengellé, 2002.
- [6] I. Nikiforov. A lower bound for the detection/isolation delay in a class of sequential tests. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 49(11) :3037–3046, 2003.
- [7] Bernhard Schölkopf, John C. Platt, John C. Shawe-Taylor, Alex J. Smola, and Robert C. Williamson. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural Comput.*, 13(7) :1443–1471, 2001.
- [8] John Shawe-Taylor and Nello Cristianini. *Kernel Methods for Pattern Analysis*. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2004.