



Qualité-Accréditation

Ann Biol Clin 2020 ; xx (xx) : 1-7

Intérêts théoriques et pratiques de l'inférence bayésienne dans la maîtrise statistique des procédés : retours d'expérience du laboratoire d'hémostase aux Hospices civils de Lyon

Theoretic and practical contribution of bayesian inference to statistical process control: The experience of the Lyon Hospitals Board hemostasis laboratory



Qualité/Accréditation

Ann Biol Clin 2023 ; 81(2) : 181-188

Déploiement d'une gestion automatisée au long cours des résultats de CIQ en approche bayésienne : retours d'expérience du Laboratoire d'hémostase aux Hospices Civils de Lyon

Long-term automated Bayesian management of IQC results: The experience of the Lyon Hospitals Board hemostasis laboratory



Utilisation de la logique bayésienne dans la gestion des résultats de CIQ

Dr F Sobas Hémostase HCL
frederic.sobas@chu-lyon.fr

Congrès Comité Français des Techniciens en Hémostase (CFTH)
Dijon 26 Mai 2023

Le plan de la présentation

- Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires
- Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne
- Performance de la carte bayésienne (PCC) pour détecter OUTLIERS et TENDANCES
- Intérêts pratiques de la carte bayésienne (PCC) pour la gestion des CIQ ?
- Conclusion

Le plan de la présentation

- Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires
- Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne
- Performance de la carte bayésienne (PCC) pour détecter OUTLIERS et TENDANCES
- Intérêts pratiques de la carte bayésienne (PCC) pour la gestion des CIQ ?
- Conclusion

Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires

Une méthode doit répondre à un cahier des charges

La norme iso 15189 v 2012 :

5.6.2 Contrôle qualité

5.6.2.1 Généralités

Le laboratoire doit concevoir des procédures de contrôle de qualité permettant de vérifier que la qualité prévue des résultats est bien obtenue.



Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires

EFLM
EUROPEAN FEDERATION
OF CLINICAL CHEMISTRY
AND LABORATORY MEDICINE

European Commission
Joint Research Centre
IRMM
Institute for Reference
Materials and Measurements

CIRME
Università & Ospedale Poma
di MILANO

1st EFLM Strategic Conference
**Defining analytical
performance goals
15 years after the
Stockholm Conference**
8th CIRME International Scientific Meeting

Milan (IT)
24-25 November 2014

with the
auspices of **IFCC**
International Federation
of Clinical Chemistry
and Laboratory Medicine



Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires

Modèle 1 : basé sur les effets de la performance analytique sur la prise en charge directe des patients

Modèle 2 : basé sur la prise en compte de la variabilité biologique intra et inter individuelle

Modèle 3 : basé sur l'état de l'art de la performance des méthodes

Le modèle 3 est le modèle le plus largement utilisé !

Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires

Modèle 3 : basé sur l'état de l'art de la performance des méthodes

Normes acceptables pour les coefficients de variation (reproductibilité)

Paramètres	Bornes	CV maximum recommandés (90 ^e percentile)	CV maximum acceptables (95 ^e percentile)
TP %	< 25	6,8 %	7,9 %
	25 - 43 [6,8 % *	7,9 % *
	≥ 43	4,8 %	5,6 %
TQ secondes	< 20	2,9 %	3,6 %
	20 - 21 [3,8 %	5,0 %
	≥ 21	6,0 %	7,5 %
INR	< 1,1	4,4 %	5,0 %
	1,1 - 1,6	5,3 % *	7,2 % *
	1,7 - 2,0 [5,3 %	7,2 %
	2,0 - 3,0	7,5 % *	8,5 % *
	≥ 3,0	7,5 %	8,5 %
TCA secondes	< 40	3,9 %	4,9 %
	40 - 45 [4,0 %	4,6 %
	≥ 45	4,7 %	5,3 %

Normes acceptables pour les biais (inexactitude)

Paramètres	Bornes	Biais maximum recommandés (90 ^e percentile)	Biais maximum acceptables (95 ^e percentile)
TP %	0 - 29	22,7 %	27,7 %
	> 29	8,5 %	10,0 %
TQ secondes	< 17 [8,2 %	11,9 %
	[17 - 23 [14,0 %	19,5 %
	≥ 23	30,0 %	38,7 %
INR	< 1,6	6,0 %	7,0 %
	[1,6 - 1,9 [7,3 %	9,1 %
	[1,9 - 3,0 [10,7 %	13,4 %
	≥ 3,0	20,5 %	23,4 %

Etabli via l'analyse des CIQ utilisés au quotidien au laboratoire

Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires

**Par ailleurs : rappelons nous que sans CV max acceptables a priori des fournisseurs
Il n'y aurait pas eu construction de modèle 3 (GFHT)**



D'où la légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour la gestion des CIQ

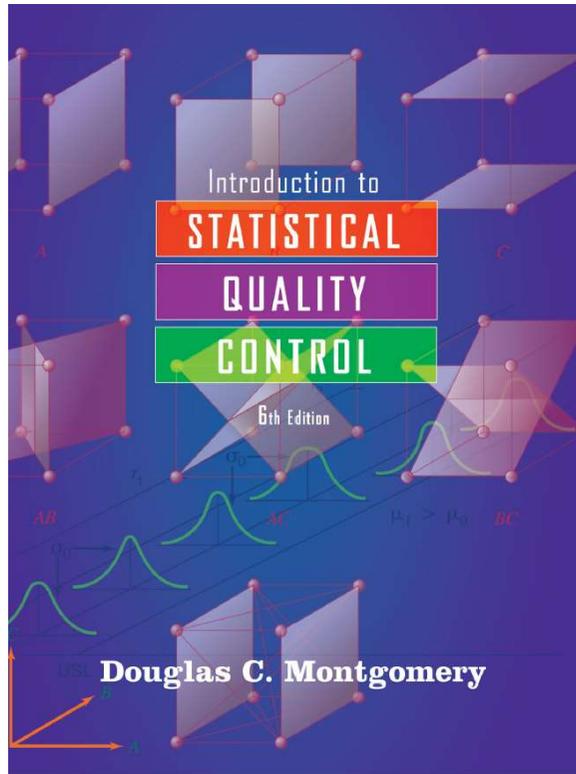
Un concept clé de base en mode « take home message » :

Approche **prédictive** via l'utilisation des informations **a priori** des fournisseurs

Le plan de la présentation

- Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires
- **Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne**
- Performance de la carte bayésienne (PCC) pour détecter OUTLIERS et TENDANCES
- Intérêts pratiques de la carte bayésienne (PCC) pour la gestion des CIQ ?
- Conclusion

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne



Explications de fond sur les concepts de CONTRÔLE et de MONITORING

CONTRÔLE : la notion d'OUTLIERS

MONITORING : la notion de TENDANCES / DERIVES

« la notion de tendance fait référence à des dérives persistantes sur les composants critiques des process »

Le tout est d'identifier les composants critiques des process pour sortir du schéma sibyllin
« alertes / alarmes » du SH GTA 06

« La bible de la maîtrise statistique des procédés »

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

- Les dérives transitoires / ponctuels des valeurs de CIQ correspondant à une modification ponctuelle du process et non constante dans le temps en gardant en tête que ce sont les sauts importants qu'il faut détecter en priorité (les sauts ponctuels de faible amplitude d'un point de vue MSP sont d'interprétation très contestables et de toute façon de faible impact sur la qualité analytique du process) : « OUTLIERS » ils sont dénommés en MSP quand ils sont importants

Il n'y a pas de changement structurel des méthodes

- Les dérives persistantes des caractéristiques du process ; en raison de la nature permanente de ce type de dérive, leur détection est de toute 1ère importance MEME QUAND ELLES SONT DE FAIBLE TAILLE du fait d'un impact très pernicieux dans le temps sur le process ; à détecter / traiter avant que cela n'impacte la qualité analytique des résultats des patients – les « TRENDS » ou tendances elles sont dénommées en MSP

On parle de changement structurel des méthodes sur les dérives persistantes !!

Les DEUX caractéristiques du process :

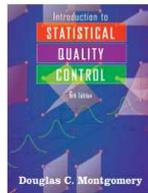
- valeur moyenne cible des cartes de CIQ
- SD de fidélité intermédiaire



Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

NF EN ISO 15189

DÉCEMBRE 2012



➤ Les dérives transitoires / ponctuels des valeurs de CIQ correspondant à une modification ponctuelle du process et non constante dans le temps en gardant en tête que ce sont les sauts importants qu'il faut détecter en priorité (les sauts ponctuels de faible amplitude d'un point de vue MSP sont d'interprétation très contestables et de toute façon de faible impact sur la qualité analytique du process) : « **OUTLIERS** » ils sont dénommés en MSP quand ils sont importants

➤ Les dérives persistantes des caractéristiques du process ; en raison de la nature permanente de ce type de dérive, leur détection est de toute 1ère importance MEME QUAND ELLES SONT DE FAIBLE TAILLE du fait d'un impact très pernicieux dans le temps sur le process ; à détecter / traiter avant que cela n'impacte la qualité analytique des résultats des patients – les « **TRENDS** » ou tendances elles sont dénommées en MSP



5.6.2.3 Données du contrôle qualité

Le laboratoire doit disposer d'une procédure visant à éviter de libérer les résultats des patients en cas de **défaillance du contrôle qualité**.

En cas de non-respect des règles de contrôle qualité, et si les résultats d'analyse sont susceptibles de contenir des erreurs cliniques significatives, les résultats doivent être rejetés, et les échantillons des patients concernés doivent être de nouveau analysés après avoir corrigé l'erreur et vérifié la conformité de la performance avec les spécifications. Le laboratoire doit également évaluer les résultats des échantillons de patients qui ont été analysés après le dernier contrôle qualité réussi.

Les données de contrôle qualité doivent être revues régulièrement pour détecter les tendances de réalisation d'analyses qui peuvent indiquer des problèmes dans le système d'analyse. Si de **telles tendances** sont observées, des actions préventives doivent être prises et enregistrées.

Parallélisme entre le livre de Montgomery et la norme !

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

D'un point de vue statistique il y a deux chapelles en théorie statistique de la décision :

En approche conventionnelle, les cartes de contrôle sont construites consécutivement à la réalisation d'une période probatoire notamment avec calcul d'une moyenne algébrique avec 20 points de CIQ a minima pour définir la cible (SD de FI défini lors de la VDM)

En approche conventionnelle, les paramètres de la carte de contrôle que sont moyenne et SD de fidélité intermédiaire sont considérés comme fixes et constants

En approche Bayésienne, il y a prise en compte des probabilités a priori pour tirer des conclusions au fil de l'eau: une subjectivité apparente (**sans période probatoire !**)

*En perspective bayésienne nous utilisons une distribution pour exprimer l'incertitude inhérente à l'estimation des paramètres que sont moyenne et SD de FI
La méthodologie définit la distribution **prédictive** de la prochaine valeur de CIQ !*

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

Le gros problème des règles de Westgard concerne la détection des tendances :

**A priori accumuler des règles de contrôles permet de détecter des tendances
Le souci principal est que cela fait exploser le fréquence des faux rejets**

**False Signal Rates for the Shewhart Control Chart
with Supplementary Runs Tests**

ESTEBAN WALKER and JOHN W. PHILPOT
University of Tennessee, Knoxville, Tennessee 37996-0532

JAMES CLEMENT
Bureau of the Census, Washington, D.C.

It is common practice to supplement the Shewhart \bar{X} chart with so called "runs tests." These tests are designed to give an earlier detection of anomalies in the process mean. Although these tests are valuable in detecting "true" problems, they also increase the probability of a false signal. In this paper the false signal rates of eight runs tests are obtained through simulation. In-control processes were generated using independent realizations of a standard normal distribution. The results show that the number of false signals can be fairly high, particularly when the number of tests applied and number of subgroups increase.



Feux d'artifice de faux rejets

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

La nature des inférences en approche Bayésienne : l'aventure débute en 2014

PHASE I MANAGEMENT USING NORMAL PREDICTIVE CONTROL CHARTS
 Panagiotis Tsiamirtzis⁽¹⁾ and Frédéric Sobas⁽²⁾
 (1)Department of Statistics, Athens University of Economics and Business, Athens, Greece (pt@aseb.gr)
 (2) Haemostasis laboratory, Edouard Herriot Hospital, Lyon, France (frederic.sobas@chu-lyon.fr)

Introduction

Our goal is to detect outliers, online, during the phase I exercise of a medical lab process.

Phase I (and short run) analysis in frequentist based SPC assumes that we have iid data from the “in-control” distribution. These data are used (retrospectively) to estimate the unknown parameters while testing is performed offline. In case of alarms, the standard iterative approach is to remove the alarms and re-calculate the control limits, until we get no alarms.

The above procedure is known to have certain deficiencies:

- Online inference is not possible.
- Isolated problematic data in phase I, will appear as outlying observations which could mask their appearance and lead to inflated parameter estimates (affecting inference in both phases I and II).
- The control chart construction is static.

Predictive Control Charts

Our modeling will be based on Bayesian SPC methods.

In the Bayesian approach, one can derive the predictive distribution of the future observable. This sequentially updated distribution can be used to determine a region where the future observable will (most likely) be, as long as no special causes are present (i.e., the process operates under the common cause IC state).

If we have $x_n | \theta \stackrel{iid}{\sim} f(x_n | \theta)$ and for the unknown parameter we use the prior $\pi(\theta)$, then we can obtain the predictive distribution by:

$$f(x_{n+1} | x_1, \dots, x_n) = \int f(x_{n+1} | \theta) p(\theta | x_1, \dots, x_n) d\theta$$

Using the predictive distribution a $100(1 - \alpha)\%$ Highest Predictive Distribution (HPrD) region can be derived, which will be the unique shortest region with predetermined coverage.

Normal Predictive Control Chart

Before we obtain any data we have some initial prior distribution:

$$\pi(\theta) \sim N(\mu, \sigma^2)$$

The (unknown) parameter θ is measured with some error, i.e.:

$$X_i | \theta \stackrel{iid}{\sim} N(\theta, \tau^2)$$

Then the posterior distribution of $\theta | (x_1, \dots, x_n)$, will be:

$$N\left(\frac{\tau^2 \hat{\theta}_{n-1} + \hat{\sigma}_{n-1}^2 x_n}{\tau^2 + \hat{\sigma}_{n-1}^2}, \frac{\tau^2 \hat{\sigma}_{n-1}^2}{\tau^2 + \hat{\sigma}_{n-1}^2}\right) \equiv N(\hat{\theta}_n, \hat{\sigma}_n^2)$$

and the predictive distribution of the future observable x_{n+1} :

$$f(x_{n+1} | x_1, \dots, x_n) \sim N(\hat{\theta}_n, \hat{\sigma}_n^2 + \tau^2)$$

with $\hat{\sigma}_n^2 = \sigma^2$ and $\hat{\theta}_0 = \mu$. For the hyperparameters we assume that we either have an estimate available or else some prior distribution.

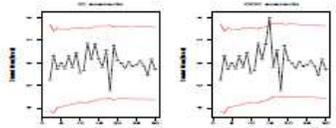
Normal Predictive Control Chart

The $100(1 - \alpha)\%$ Normal HPrD region at time n will be:

$$\mathcal{R}_{n,1} = [\hat{\theta}_n - z_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\sigma}_n^2 + \tau^2}, \hat{\theta}_n + z_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\sigma}_n^2 + \tau^2}]$$

The decision making will be:

- If $x_{n+1} \in \mathcal{R}_{n,1}$ leave the process to continue.
- If $x_{n+1} \notin \mathcal{R}_{n,1}$ we draw an alarm.

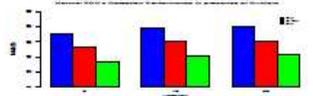


Performance

The choice of α will determine the compromise between detection power and the false alarm rate. If we consider N phase I data, with a predetermined False Alarm Probability (FAP), then:

$$\alpha = 1 - (1 - FAP)^{1/(N-1)}$$

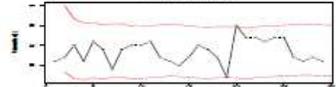
For FAP=5% in $N = 30$ normal data, that experience a single outlier of size $(3, 3.5, 4) \times \sigma$, occurring at time $\{5, 15, 25\}$ we get:



The predictive chart also outperforms the usual Shewhart 3 σ chart and the self starting Q-chart in various scenarios.

Application to medical lab data

In a medical lab we have $N = 30$ prothrombin time percentage values. From prior knowledge we estimated: $\mu = 89$, $\sigma = 3.8$ and $\tau = 2$. For a predetermined 5% FAP the predictive control chart gives one alarm (while the corresponding Shewhart respective chart does not signal):



Sensitivity analysis indicated robustness against the prior choices of μ and σ . Measurement error variance τ^2 had a bigger impact on the chart when misspecified.

Acknowledgments: STAGO (Asnières, France) for technical support and Claude Négrier for his support.

Aux origines
Le PCC ou carte bayésienne
a été conçu pour détecter
Les **OUTLIERS**

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

La nature des inférences en approche Bayésienne :

Predictive Control Charts

Our modeling will be based on Bayesian SPC methods.

In the Bayesian approach, one can derive the predictive distribution of the future observable. This sequentially updated distribution can be used to determine a region where the future observable will (most likely) be, as long as no special causes are present (i.e., the process operates under the common cause IC state).

If we have $x_i|\theta \stackrel{\text{ind}}{\sim} f(x_i|\theta)$ and for the unknown parameter we use the prior $\pi(\theta)$, then we can obtain the predictive distribution by:

$$f(x_{n+1}|x_1, \dots, x_n) = \int f(x_{n+1}|\theta)p(\theta|x_1, \dots, x_n)d\theta$$

Using the predictive distribution a $100(1 - \alpha)\%$ Highest Predictive Distribution (HPrD) region can be derived, which will be the unique shortest region with predetermined coverage.

-la logique bayésienne s'adosse à **une caractéristique intrinsèque** à nos **méthodes continues quantitatives** : Si **n** fois la mesure : une **distribution de valeurs** jamais **Stricto identiques**

-les « **maths bayésiennes** » traitent de **l'évolution des distributions à chaque intégration de point de CIQ** (pré – post)

-l'approche bayésienne **prédit la région** où doit « tomber » la prochaine valeur de CIQ en l'absence de souci (**2 mots clés**)

-cette région est appelée : **Highest predictive distribution (HPrD)** qui est la région la plus étroite où doit tomber la prochaine valeur au risque alpha de 5 %

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

La nature des inférences en approche Bayésienne :

Normal Predictive Control Chart

Before we obtain any data we have some initial prior distribution:

$$\pi(\theta) \sim N(\mu, \sigma^2)$$

The (unknown) parameter θ is measured with some error, i.e.:

$$X_i|\theta \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(\theta, \tau^2)$$

Then the posterior distribution of $\theta|(x_1, \dots, x_n)$, will be:

$$N\left(\frac{\tau^2 \hat{\theta}_{n-1} + \hat{\sigma}_{n-1}^2 x_n}{\tau^2 + \hat{\sigma}_{n-1}^2}, \frac{\tau^2 \hat{\sigma}_{n-1}^2}{\tau^2 + \hat{\sigma}_{n-1}^2}\right) \equiv N(\hat{\theta}_n, \hat{\sigma}_n^2)$$

and the predictive distribution of the future observable x_{n+1} :

$$f(x_{n+1}|x_1, \dots, x_n) \sim N(\hat{\theta}_n, \hat{\sigma}_n^2 + \tau^2)$$

with $\hat{\sigma}_0^2 = \sigma^2$ and $\hat{\theta}_0 = \mu$. For the hyperparameters we assume that we either have an estimate available or else some prior distribution.

-la **HPrD** est construite autour de sa valeur moyenne qui est une variable aléatoire appelée **posterior mean** (**theta** dans ci à gauche dans le pavé)

-la **distribution des valeurs a posteriori** dépend de la nouvelle valeur (n) ainsi que des caractéristiques de la précédente distribution

-à **chaque acquisition de point de contrôle** il y a **ajustement automatique** de la valeur de la **posterior mean** qui a sa **propre variance**

-**plus il y a de nouveaux points de contrôle** plus l'influence des infos a priori s'éteint !

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

La nature des inférences en approche Bayésienne :

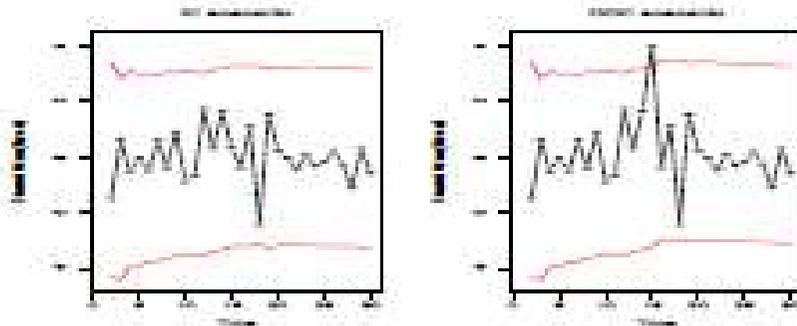
Normal Predictive Control Chart

The $100(1 - \alpha)\%$ Normal HPrD region at time n will be:

$$\mathcal{R}_{n+1} = \left[\hat{\theta}_n - z_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\sigma}_n^2 + \tau^2}, \hat{\theta}_n + z_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\sigma}_n^2 + \tau^2} \right]$$

The decision making will be:

- If $x_{n+1} \in \mathcal{R}_{n+1}$ leave the process to continue.
- If $x_{n+1} \notin \mathcal{R}_{n+1}$ we draw an alarm.



-la **variance** de la **posterior mean** définit le range de la HPrD region recevable R_{n+1}

-**soit** la nouvelle valeur de CIQ est dans le range R_{n+1} alors tout va bien

-**soit** la valeur de CIQ n'est pas dans le range R_{n+1} alors il y a potentiellement un problème

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

La nature des inférences en approche Bayésienne (article [appliqué 2015](#)) :

590 Technical report

OPEN

Use of prior manufacturer specifications with Bayesian logic eludes preliminary phase issues in quality control: an example in a hemostasis laboratory

Panagiotis Tsiamirtzis^a, Frédéric Sobas^b and Claude Négrier^b

Blood Coagulation and Fibrinolysis 2015, 26:590 – 596

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

La nature des inférences en approche Bayésienne (article [académique](#) 2021) :



Journal of Quality Technology
A Quarterly Journal of Methods, Applications and Related Topics

ISSN: (Print) (Online) Journal homepage: <https://www.tandfonline.com/loi/ujqt20>

Predictive Control Charts (PCC): A Bayesian approach in online monitoring of short runs

Konstantinos Bourazas, Dimitrios Kiagias & Panagiotis Tsiamyrtzis

To cite this article: Konstantinos Bourazas, Dimitrios Kiagias & Panagiotis Tsiamyrtzis (2021): Predictive Control Charts (PCC): A Bayesian approach in online monitoring of short runs, Journal of Quality Technology, DOI: [10.1080/00224065.2021.1916413](https://doi.org/10.1080/00224065.2021.1916413)

To link to this article: <https://doi.org/10.1080/00224065.2021.1916413>

Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

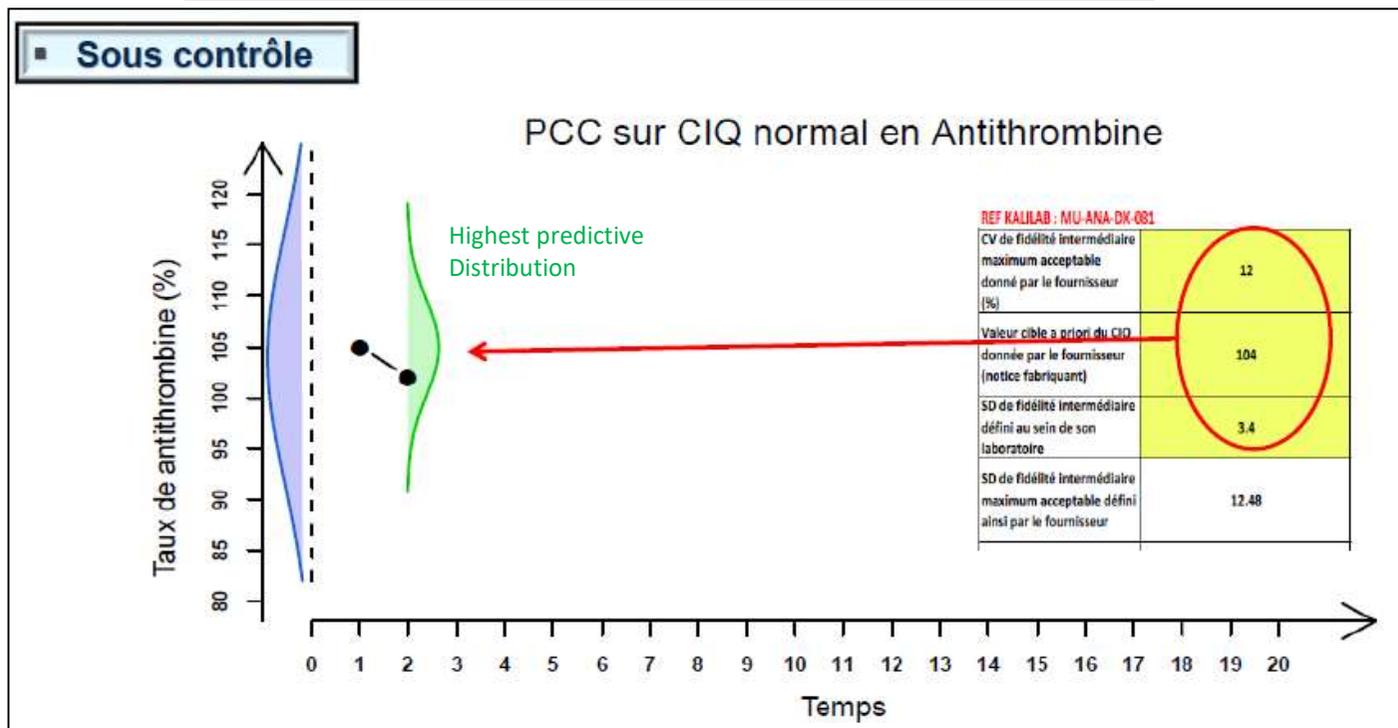
590 Technical report

OPEN

Use of prior manufacturer specifications with Bayesian logic eludes preliminary phase issues in quality control: an example in a hemostasis laboratory

Panagiotis Tsiamyrtzis^a, Frédéric Sobas^b and Claude Négrier^b

Blood Coagulation and Fibrinolysis 2015, 26:590–596



Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

590 Technical report

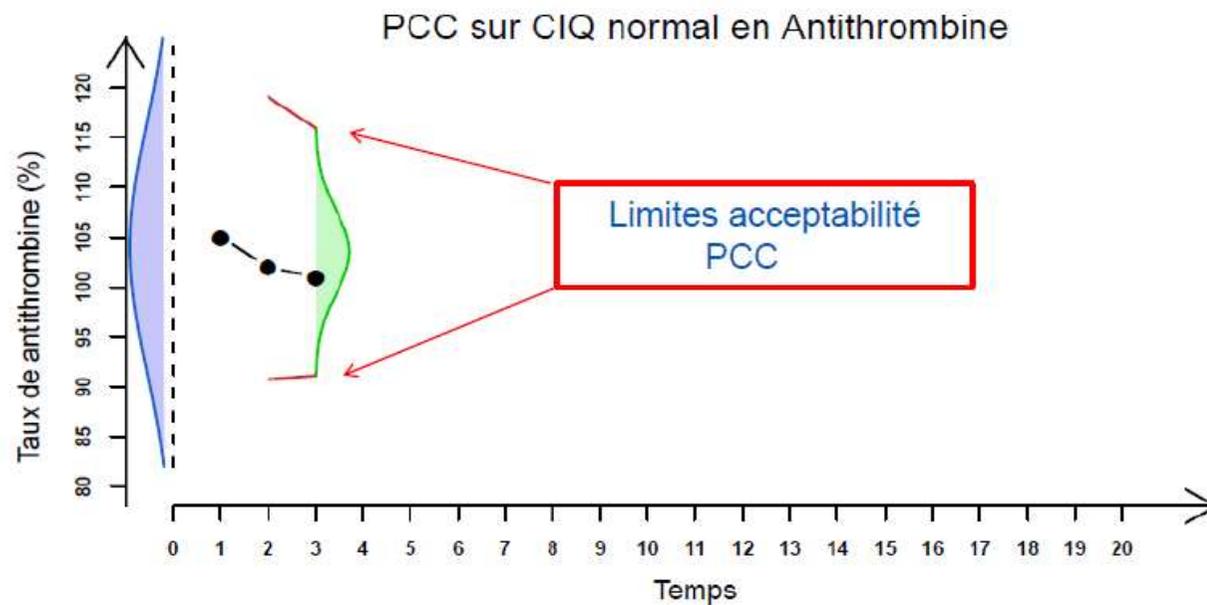
OPEN

Use of prior manufacturer specifications with Bayesian logic eludes preliminary phase issues in quality control: an example in a hemostasis laboratory

Panagiotis Tsiamirtzis^a, Frédéric Sobas^b and Claude Négrier^b

Blood Coagulation and Fibrinolysis 2015, 26:590–596

▪ Sous contrôle



Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne

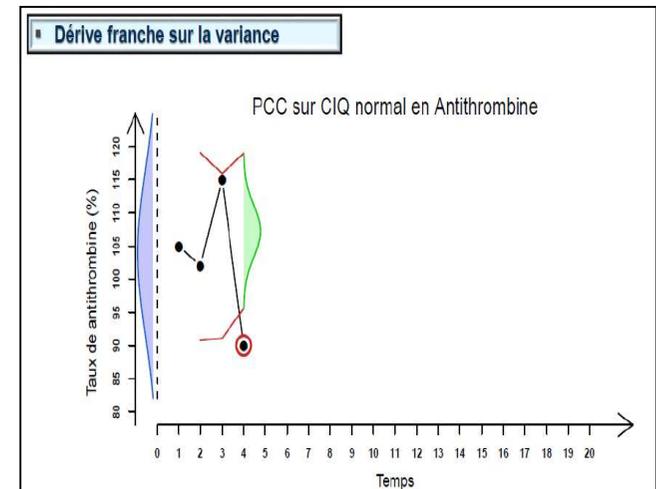
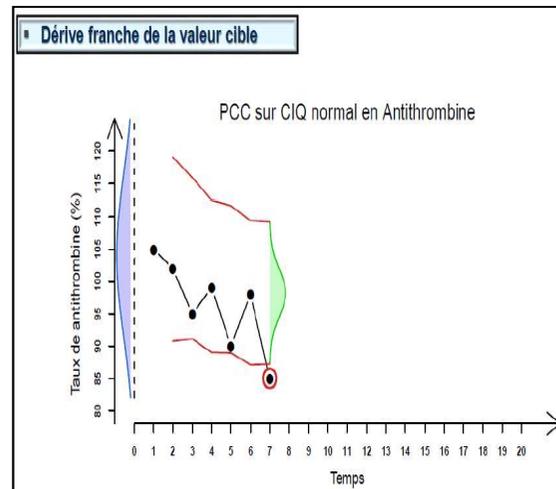
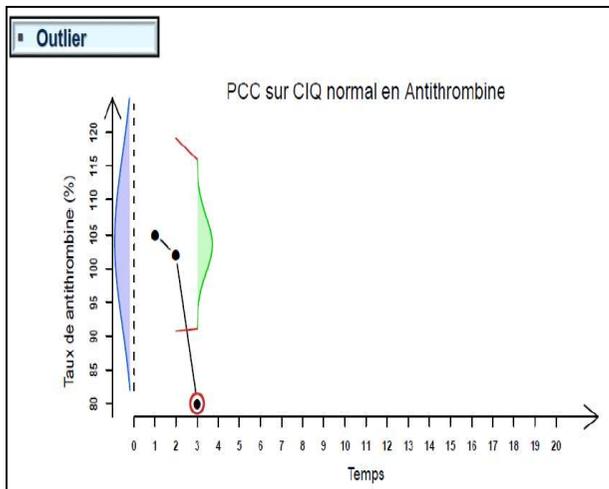
590 Technical report

OPEN

Use of prior manufacturer specifications with Bayesian logic eludes preliminary phase issues in quality control: an example in a hemostasis laboratory

Panagiotis Tsiamyrtzis^a, Frédéric Sobas^b and Claude Négrier^b

Blood Coagulation and Fibrinolysis 2015, 26:590–596



Le plan de la présentation

- Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires
- Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne
- **Performance de la carte bayésienne (PCC) pour détecter OUTLIERS et TENDANCES**
- Intérêts pratiques de la carte bayésienne (PCC) pour la gestion des CIQ ?
- Conclusion

Performance du PCC pour détecter OUTLIERS et TENDANCES

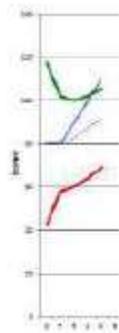
**Pas seulement
Les OUTLIERS
sont détectés par
le PCC !!!**

**Si le ratio CV max /
CV labo est > ou
égal à 2, le PCC
détecte OUTLIERS
et TENDANCES**

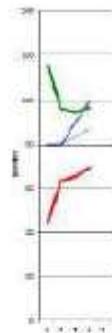
**Dans ces conditions
le PCC peut être
utilisé « seul » on
line 😊**

**Analyse en 5 M
pour les analyses
de cause**

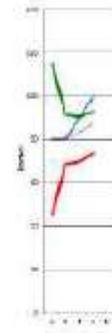
Etude de sensibilité dérive moyenne (2 SD de FI) vs ratio CV max / CV labo



Ratio à 2 : alarme à J3



Ratio à 3 : alarme à J2

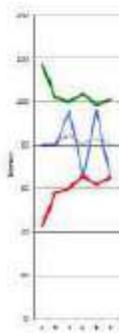


Ratio à 4 : alarme à J2

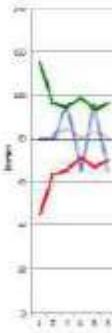


Ratio à 5 : alarme à J1

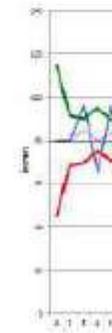
Etude de sensibilité dérive SD de FI (100 %) vs ratio CV max / CV labo



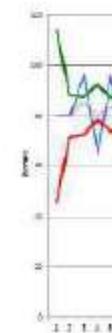
Ratio à 2 : alarme à J2



Ratio à 3 : alarme à J1



Ratio à 4 : alarme à J1



Ratio à 5 : alarme à J1

Le plan de la présentation

- Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires
- Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne
- Performance de la carte bayésienne (PCC) pour détecter OUTLIERS et TENDANCES
- Intérêts pratiques de la carte bayésienne (PCC) pour la gestion des CIQ ?
- Conclusion

Intérêts pratiques de l'approche bayésienne pour la gestion des CIQ ?

4 intérêts majeurs 😊

- la suppression des périodes probatoires lors de changements de lot de CIQ
- la gestion ergonomique des changements de lot de réactif
- la formalisation de la qualité prévue (le modèle 3 adossé aux spécifications des fournisseurs)
- la large suppression des opérations de reciblage des cartes de CIQ

Le plan de la présentation

- Légitimité de l'utilisation de la logique bayésienne pour l'accréditation des laboratoires
- Théorie de la maîtrise statistique des procédés et logique bayésienne
- Performance de la carte bayésienne (PCC) pour détecter OUTLIERS et TENDANCES
- Intérêts pratiques de la carte bayésienne (PCC) pour la gestion des CIQ ?
- **Conclusion**

Conclusion (1/2)

La maîtrise statistique des procédés est un sujet passionnant

La logique bayésienne dans la gestion des résultats de CIQ apporte un gain d'efficacité considérable aux laboratoires

Le prérequis est d'avoir fait le choix du modèle 3 de la conférence de consensus de Milan en termes de qualité prévue car le modèle 3 doit son existence aux spécifications des fournisseurs

L'inférence bayésienne pose explicitement le concept d'alignement CIQ EEQ

Conclusion (2/2)

Qualité-Accréditation

ANNALES DE BIOLOGIE LINIQUE

Ann Biol Clin 2020 ; xx (xx) : 1-7

Intérêts théoriques et pratiques de l'inférence bayésienne dans la maîtrise statistique des procédés : retours d'expérience du laboratoire d'hémostase aux Hospices civils de Lyon

Theoretic and practical contribution of bayesian inference to statistical process control: The experience of the Lyon Hospitals Board hemostasis laboratory

https://www.researchgate.net/publication/343264251_Theoretic_and_practical_contribution_of_bayesian_inference_to_statistical_process_control_The_experience_of_the_Lyon_Hospitals_Board_hemostasis_laboratory

Qualité/Accréditation

ANNALES DE BIOLOGIE LINIQUE

Ann Biol Clin 2023 ; 81(2) : 181-188.

Déploiement d'une gestion automatisée au long cours des résultats de CIQ en approche bayésienne : retours d'expérience du Laboratoire d'hémostase aux Hospices Civils de Lyon

Long-term automated Bayesian management of IQC results: The experience of the Lyon Hospitals Board hemostasis laboratory

https://www.researchgate.net/publication/370560460_Long-term_automated_Bayesian_management_of_IQC_results_The_experience_of_the_Lyon_Hospitals_Board_hemostasis_laboratory

Remerciements

Dr Emmanuel Demaistre et le comité d'organisation du CFTH

Pr Panagiotis Tsiamyrtzis

Toute l'équipe motivée des techniciens d'hémostase des HCL
bien sur 😊😊😊

