



**HAL**  
open science

## Impact de la qualité sur la gestion des flux de production dans les ateliers à forts taux de reprises

Mélanie Noyel, Philippe Thomas, André Thomas, Patrick Charpentier

### ► To cite this version:

Mélanie Noyel, Philippe Thomas, André Thomas, Patrick Charpentier. Impact de la qualité sur la gestion des flux de production dans les ateliers à forts taux de reprises: Application au cas d'un fabricant de mobiliers laqués de très haute qualité. 11ème Congrès International Pluridisciplinaire en Qualité, Sécurité de Fonctionnement et Développement Durable, QUALITA'2015, Mar 2015, Nancy, France. hal-01134897

**HAL Id: hal-01134897**

**<https://hal.science/hal-01134897>**

Submitted on 24 Mar 2015

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Impact de la qualité sur la gestion des flux de production dans les ateliers à forts taux de reprises

Application au cas d'un fabricant de mobiliers laqués de très haute qualité

M. Noyel<sup>1,2,3</sup>, P. Thomas<sup>1,2</sup>, A. Thomas<sup>1,2</sup>, P. Charpentier<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Université de Lorraine, CRAN, UMR 7039, Campus Sciences, BP 70239, 54506 Vandœuvre-lès-Nancy cedex, France

<sup>2</sup>CNRS, CRAN, UMR7039, France

<sup>3</sup>Acta-Mobilier, parc d'activité Macherin Auxerre Nord 89270 MONETEAU

[mnoyel@acta-mobilier.fr](mailto:mnoyel@acta-mobilier.fr), [philippe.thomas@univ-lorraine.fr](mailto:philippe.thomas@univ-lorraine.fr), [andre.thomas@univ-lorraine.fr](mailto:andre.thomas@univ-lorraine.fr), [patrick.charpentier@univ-lorraine.fr](mailto:patrick.charpentier@univ-lorraine.fr), [tbrault@acta-mobilier.fr](mailto:tbrault@acta-mobilier.fr)

**Abstract**—Dans un contexte de flux de production fortement perturbé par les reprises, le pilotage de la production est fortement dépendant des opérations relatives à la qualité. Dès lors que les outils basiques de maîtrise de la qualité ne sont plus suffisants, des méthodologies plus complètes comme celle présentée ici sont requises. Notre méthodologie inclut plusieurs approches dont la première est un suivi en ligne de la qualité sur un poste donné avec un système d'anticipation des défauts dans le but de les éviter. Ce système, basé sur l'apprentissage, met en évidence le réglage optimal des paramètres de la machine en fonction de facteurs incontrôlables tels que les facteurs météorologiques. Il permet ainsi de réduire et stabiliser le taux de non-qualité et donc de reprises. Toutefois, lorsque cette démarche n'est pas suffisante, le taux de reprises résiduel continue de perturber les flux de produits et il est donc important d'utiliser des indicateurs clefs pour en avoir un aperçu en temps réel. Nous proposons alors d'utiliser des cartographies pour l'aide à la décision de contrôle des flux lesquelles matérialisent des zones de comportement au regard de l'évolution de l'état de l'atelier ce qui permet de choisir les meilleures règles de pilotage cohérentes avec la situation. Cette démarche est illustrée avec un cas industriel dans l'entreprise Acta-Mobilier, fabricant de panneaux laqués haut de gamme pour les cuisinistes, stands, mobiliers de magasins etc...

**Index Terms**—Reprises, perturbation des flux, indicateur, simulation, qualité, réseau de neurones, apprentissage, extraction de connaissance, cartographie.

## I. INTRODUCTION

Les entreprises travaillant « dans le haut de gamme » sont souvent obligées de travailler à la limite technologique de leurs outillages ce qui les contraint à fonctionner avec de forts taux de reprises. C'est le cas notamment de l'entreprise Acta-Mobilier, fabricant de mobiliers laqués de très haute qualité, qui doit gérer des taux de reprises habituellement supérieur à 30% et pouvant même atteindre 80% pour certaines gammes de produits.

Ce phénomène est en partie dû à l'augmentation constante de l'exigence client qu'il n'est pas toujours possible de compenser par une évolution des processus de fabrication qui ne peut pas se faire à la même vitesse.

L'objectif de ce papier est de présenter la procédure appliquée dans l'entreprise Acta-Mobilier qui peut être aisément étendue à d'autres entreprises.

Il est évident qu'en présence de forts taux de reprises, la première étape passe obligatoirement par une tentative de réduction de ces taux par le biais de la maîtrise de la qualité.

Des politiques telles que la qualité totale (Total Quality Management TQM) ont été proposées dans ce but. L'APICS (American Production and Inventory Control Society) définit la qualité totale comme étant une approche de management pour la réussite à long terme basée sur la satisfaction client. La TQM est basée sur la participation de tous les membres de l'entreprise au processus d'amélioration. Elle s'appuie en particulier sur la maîtrise statistique des processus. Cette définition n'est pas très éloignée de la définition du Juste à Temps (JàT) que l'APICS présente comme une philosophie de production basée sur l'élimination de tous les gaspillages et sur l'amélioration continue de la productivité. Un des principaux éléments du JàT est l'amélioration de la qualité pour tendre vers le 0 défaut. TQM et JàT sont également deux concepts que l'on peut relier au Lean manufacturing (LM) [23]. Si ces différents concepts sont indispensables à la maîtrise de la qualité, ils sont malheureusement parfois insuffisants. Ainsi dans l'entreprise Acta-Mobilier la mise en œuvre, de longue date, de la philosophie LM n'a pas suffi pour réduire et maintenir les taux de reprises à un niveau acceptable.

La qualité doit être contrôlée aussi près que possible de la source du défaut. Taguchi fut le premier à étudier la qualité en amont de la production du défaut par l'intermédiaire de la maîtrise des paramètres de contrôle.

Différents outils peuvent être exploités afin d'améliorer la qualité tels les 7 outils de base de la qualité (feuilles de relevés, logigramme, histogramme, diagramme d'Ishikawa, diagramme

de corrélation, diagramme de Pareto, carte de contrôle) ou encore les plans d'expériences. Ces outils, couramment utilisés dans le monde industriel, présentent le désavantage d'être « hors ligne », et donc pas suffisamment adaptés en présence d'un processus ou d'un environnement évolutif. Si les plans d'expériences peuvent être construits de telle sorte que les réglages des paramètres soient robustes à de telles évolutions, la notion de robustesse est bien souvent antinomique avec la notion d'optimalité, optimalité des réglages qui doit être recherchée lorsque l'outillage travaille à sa limite technologique pour atteindre le niveau de qualité recherché.

C'est pourquoi nous proposons d'exploiter une approche en ligne afin d'améliorer les performances du process de production en utilisant un réseau de neurones capable d'extraire de la connaissance des données collectées sur le process et ainsi de déterminer l'effet des paramètres de réglages sur la production de défauts en tenant compte de l'état de l'environnement évolutif. Une telle approche permet de trouver les valeurs optimales de paramètres de réglage en fonction des conditions présentes d'exploitation. Par ailleurs une telle approche exploite les données collectées en conditions réelles sans avoir besoin de réaliser des expériences spécifiques comme dans un plan d'expériences.

Une telle approche permet de réduire sensiblement les taux de reprises sans pour autant parvenir à supprimer totalement ces reprises car, comme nous l'avons vu, celles-ci résultent de la nature même du process. L'étape suivante consistera donc à évaluer l'impact des taux de reprises résultants sur les flux de production pour en optimiser le pilotage dans un tel environnement perturbé.

La perturbation des flux due à la non-qualité n'a pas été étudiée en profondeur et présente des comportements cumulatifs que l'on peut assimiler à un « effet boule de neige » (effet Forrester) qui la rendent difficile à évaluer comme à maîtriser. C'est pourquoi une combinaison de différents indicateurs de non-qualité et de perturbation des flux offre des vues différentes et complémentaires de l'état de l'atelier permettant d'en réaliser une cartographie en vue de déterminer les différentes actions à mener comme, par exemple, un changement de règle de pilotage.

Le paragraphe suivant présentera le contexte et les enjeux de cette étude. Le paragraphe 3 portera sur la présentation de l'outil « on-line » de management de la qualité, alors que le paragraphe 4 présentera lui les combinaisons d'indicateurs retenues conduisant à la réalisation d'une cartographie de l'état de l'atelier exploitable pour sélectionner les règles de pilotage. Le paragraphe 5 présentera les résultats obtenus avant de conclure.

## II. CONTEXTE ET ENJEUX

Toute perturbation de la gamme de fabrication normale d'un produit découlant d'un problème qualité peut être traitée selon deux approches :

- Soit le produit est envoyé sur un poste dédié aux réparations ou il sera réparé. Il reprendra ensuite le cours normal de sa gamme de fabrication. La gamme modifiée a donc une seule tâche en plus effectuée sur

le poste de réparation. On appelle ce cas « réparation ».

- Soit le produit retourne à une étape précédente de sa gamme de fabrication et reprendra toutes les tâches qu'il avait déjà subies. La gamme modifiée va donc contenir deux séquences de tâches identiques. On appelle ce cas « reprise ».

On ne s'intéresse dans notre étude qu'aux reprises car c'est ce cas qui perturbe le plus les flux. Le taux de reprises se mesure à la sortie d'un poste de travail lors du contrôle qualité. Les produits « dans les normes » poursuivent leurs gammes normales de production alors que les produits « hors normes » voient leur gamme de fabrication modifiées. Il y a donc un taux de reprises par poste de travail  $M_x$  :

$$T_{reprise}(M_x) = \frac{\text{Nb de produits "hors normes"}}{\text{Nb de produits travaillés sur } M_x} \quad (1)$$

De nombreuses entreprises sont confrontées à ce type de problème lorsque les exigences qualité conduisent à se situer aux limites technologiques des processus de fabrication. C'est en particulier le cas dans les secteurs du luxe et du haut de gamme. Garvin [9] définit 5 points de vue différents sur la qualité parmi lesquels « l'approche basée sur la fabrication » est la plus pertinente dans notre cas. Elle combine la conformité aux exigences client (mesure dans laquelle les caractéristiques de conception et d'exploitation d'un produit correspondent aux normes préétablies) et le « faire juste du premier coup » dans le but de réduire les coûts. La non-qualité peut donc s'exprimer sous 2 formes :

- Produit non-conforme aux exigences client,
- Produit conforme mais qui a nécessité une réparation pour l'être.

La non-qualité peut, par exemple, découler de processus de fabrication instables au cours du temps ou qui dérivent, générant des défauts. Si le taux de reprises est fluctuant, les perturbations qui en découlent sur flux seront-elles aussi fluctuantes et imprévisibles, ce qui complique le pilotage de la production.

La maîtrise de la qualité est donc une étape indispensable afin d'obtenir un pilotage de la production performant.

## III. SURVEILLANCE EN LIGNE DE LA QUALITE

### A. Comment contrôler la qualité

Différentes politiques de maîtrise de la qualité ont été proposées telle que la TQM qui peut être reliée aux approches JàT et Lean. Comme expliqué précédemment, les outils de base de la qualité présentent le désavantage d'être « hors ligne », et donc insuffisant en présence d'un processus ou d'un environnement évolutifs et ce, même si les plans d'expériences peuvent être construits de manière robuste. Ils sont donc utiles, voir incontournables, mais insuffisants.

Différents facteurs agissent sur la qualité et peuvent être classés à travers l'approche 5M [11] : Machines (équipement), Méthode (process), Matière, Main d'œuvre, et Milieu

(environnement). Il est possible de classer ces facteurs en fonction de leur contrôlabilité [16] :

- Facteurs environnementaux (Milieu) tels que température ou humidité. Ces facteurs sont souvent peu ou non-contrôlables bien qu'ils soient aisés à mesurer.
- Facteurs techniques (Machine – Méthode) résultent de l'état des machines durant les opérations. Ils sont contrôlables puisqu'ils correspondent aux réglages machines.
- Facteurs humains (Main d'œuvre). Ces facteurs sont difficiles à prendre en compte car ils varient fortement en fonction des opérateurs. Leur contrôle passe par l'établissement de standard, poka yoke qui présentent des limitations et des contraintes.

L'objectif est donc de trouver les réglages optimaux des paramètres contrôlables (facteurs techniques) en fonction des paramètres non contrôlables (environnementaux et humains). Pour ce faire, nous proposons d'exploiter un processus d'extraction de connaissance à partir de données.

### *B. Extraction de connaissance à partir de données*

La plupart des entreprises utilisent des outils de contrôle de la production informatisés aptes à collecter les données de production et produit de manière automatisée ou semi automatisée dans un but de traçabilité notamment. De ce fait, un processus d'extraction de connaissance (Knowledge Discovery in Data - KDD) à partir des données de production peut être exploité afin d'identifier les conditions de génération de défauts. Un processus KDD s'effectue en plusieurs étapes [18] :

- Sélection : collecte des données à partir de diverses sources.
- Préprocessing : nettoyage des données
- Transformation : conversion à un format commun, transformation à un nouveau format
- Data mining : obtention des résultats désirés
- Interprétation/Evaluation/Présentation

Les deux étapes principales sont la sélection de données et le data mining qui est le processus d'analyse des données pour en extraire de l'information. Cette étape peut exploiter diverses approches telles que l'intelligence artificielle, les machines d'apprentissage, les approches statistiques... Le data mining peut effectuer plusieurs tâches dont les principales sont :

- Classification : regrouper les données en différents groupes ou classes prédéfinis
- Régression : mapping des données d'un espace d'entrée vers un espace de sortie
- Clustering : regrouper les données similaires en clusters.

Dans un problème de surveillance de la qualité, le data mining doit effectuer une classification des données en deux classes : défaut et non défaut.

#### *1) Sélection, preprocessing et transformation*

La collecte de données est une étape incontournable dans un processus KDD. Il est nécessaire de collecter les valeurs des différents facteurs qui influencent la qualité. L'objectif est ici

d'exploiter les données collectées durant la production normale sans avoir besoin de réaliser des expériences particulières comme dans un plan d'expériences. La première étape va donc consister à déterminer quels facteurs ont une influence sur la génération de quels défauts. Cette étape peut être réalisée par interview d'experts. Si cette étape ne peut pas être réalisée, il est nécessaire d'être le plus exhaustif possible lors de la collecte de données et d'utiliser des techniques de sélection de variables lors de la phase de data mining afin d'éliminer les facteurs non significatifs.

La collecte de données doit s'effectuer à deux niveaux :

- En amont du poste de travail pour collecter les conditions de production et les caractéristiques produit ainsi que les facteurs environnementaux,
- En aval du poste de travail afin de relever les défauts générés.

Cette étape de collecte de données doit être la plus automatisée possible afin de limiter l'occurrence de valeurs aberrantes. Cependant, dans bien des cas, le relevé qualité reste effectué de manière manuelle qui sera sujet à des erreurs humaines ainsi qu'à la subjectivité même de l'opérateur.

Les données collectées doivent être « préprocessées » afin, par exemple, de synchroniser les différentes bases de données, supprimer les valeurs aberrantes évidentes, digitaliser les données qualitatives comme des couleurs...

#### *2) Data mining*

Le volume de données à analyser est souvent important [3]. La plupart des entreprises collectent et archivent un grand nombre de données à des fins principalement de traçabilité mais exploitent rarement ces données autrement que pour réaliser des indicateurs pour le management temps réel de la production.

L'objectif est d'exploiter ces données sous employées afin d'en extraire de la connaissance concernant la génération de défauts. Pour ce faire, différents outils peuvent être utilisés tels que les réseaux Bayésiens, les arbres de décision, les Support Vector Machines (SVM), les réseaux de neurones (NN)... Les arbres de décisions permettent d'obtenir une classification rapide mais sont très sensibles aux données bruitées [18]. Les réseaux Bayésiens sont dédiés à l'exploitation de données discrètes et nécessitent une phase de discrétisation en présence de données continues susceptibles de faire perdre de l'information. SVM et NN utilisent des concepts très proches et conduisent à des résultats très similaires. Parfois les SVM donnent de meilleurs résultats [13], parfois ce sont les réseaux de neurones [10, 17]. Nous avons choisi dans cette étude d'utiliser un NN particulier, le perceptron multicouches.

Les NN effectuent une recherche locale de minimum. Ce fait induit que différents jeux de paramètres initiaux doivent être utilisés pour l'apprentissage afin d'éviter le risque de tomber dans un minimum local très éloigné du minimum global recherché. Ces différents apprentissages sur des jeux de poids initiaux différents conduisent à des classificateurs différents plus ou moins performants pouvant être exploités dans un ensemble classificateur qui ne sera pas considéré ici.

Les travaux de Cybenko [4] et Funahashi [8] ont prouvé qu'un MLP utilisant une seule couche cachée exploitant une

fonction d'activation sigmoïdale peut approcher toute fonction non-linéaire avec la précision désirée. Sa structure est donnée par :

$$z = g_2 \left( \sum_{i=1}^{n_1} w_i^2 \cdot g_1 \left( \sum_{h=1}^{n_0} w_{ih}^1 \cdot x_h^0 + b_i^1 \right) + b \right) \quad (2)$$

où  $x_h^0$  sont les  $n_0$  inputs du réseau,  $w_{ih}^1$  sont les poids connectant la couche d'entrée à la couche cachée,  $b_i^1$  sont les biais des neurones de la couche cachée,  $g_1(\cdot)$  est la fonction d'activation des neurones cachés (ici la tangente hyperbolique),  $w_i^2$  sont les poids connectant les neurones cachés au neurone de sortie,  $b$  est le biais du neurone de sortie et  $g_2(\cdot)$  est la fonction d'activation de neurone de sortie et  $z$  est la sortie du réseau. Le problème considéré ici étant un problème de classification,  $g_2(\cdot)$  est choisie sigmoïdale.

La construction d'un modèle neuronal s'effectue en trois étapes : initialisation, apprentissage et pruning.

L'initialisation consiste à déterminer le jeu de poids et biais initiaux. Cette étape est importante car l'apprentissage effectuée une recherche locale de minimum. Aussi, pour éviter de tomber dans un minimum local très éloigné du minimum global, différents jeux de paramètres initiaux doivent être construits afin de permettre à l'apprentissage de commencer dans différentes zones du domaine du critère. Différents algorithmes d'initialisation ont été proposés [20]. L'algorithme utilisé ici est celui proposé par Nguyen et Widrow [14] qui permet d'associer une initialisation aléatoire des paramètres à un placement optimal dans l'espace des entrées.

La seconde étape correspond à l'apprentissage proprement dit dont l'objectif consiste à faire correspondre la sortie du réseau avec les données. Dans les applications industrielles, les données sont bruitées et polluées par de nombreuses valeurs aberrantes. Dans le but de limiter l'impact des valeurs aberrantes sur le résultat, un algorithme de Levenberg-Marquard robuste est utilisé [21]. L'algorithme de Levenberg-Marquard permet d'associer la rapidité des méthodes du Hessien à la stabilité des méthodes du gradient. L'utilisation d'un critère robuste permet de limiter l'impact des valeurs aberrantes sur le résultat et fournit de surcroît un effet de régularisation permettant de prévenir le problème de surapprentissage.

Un point important lors de la construction d'un modèle neuronal est la détermination de la structure du réseau. Ceci est particulièrement vrai dans le cas où, lors de la collecte de données, aucune connaissance experte n'est disponible pour déterminer quels facteurs influent sur la génération de défauts. Dans ce cas, il est nécessaire à cette étape d'éliminer des entrées inutiles. Pour ce faire, le pruning, exploite une structure surdimensionnée et élimine les paramètres les moins significatifs dans un deuxième temps [6, 19]. Nous utiliserons une approche de pruning qui présente l'avantage de sélectionner simultanément le nombre de neurones cachés et les neurones d'entrée. La phase de pruning est subdivisée en deux étapes. Dans un premier temps, l'algorithme proposé par

Engelbrecht est utilisé ce qui permet de rapidement simplifier la structure, et dans un deuxième temps, l'algorithme proposé par Setiono et Leow plus lent, mais plus efficace est utilisé [22].

### 3) Exploitation du modèle

Le modèle de classification ainsi constitué permet de relier les différents facteurs influant à la génération de défaut. Il est donc possible de l'exploiter pour déterminer les valeurs des paramètres contrôlables (facteurs techniques) en fonction de l'état des facteurs non contrôlables (environnementaux et humains) pour limiter les risques de production de défaut. En effet, ce modèle est utilisable pour simuler un plan d'expériences où les paramètres non contrôlables sont fixés à leurs valeurs courantes et où l'on étudie l'impact de différentes valeurs des facteurs contrôlables sur le risque de production de défauts et donc, de trouver les valeurs optimales de réglage de ces facteurs contrôlables. Une telle approche permet de réduire les taux de reprises. Cependant, une telle approche est généralement encore insuffisante pour supprimer totalement ces reprises.

## IV. IMPACT DES TAUX DE REPRISES SUR LES FLUX

Pour pouvoir s'intéresser efficacement au pilotage de la production, il est nécessaire de suivre et maintenir un bas niveau de reprises. Cependant, même en diminuant et en stabilisant les taux de réparations, la perturbation résultante sur les flux de produits reste conséquente et leur phénomène cumulatif que l'on peut assimiler au bullwhip effect ou à l'effet Forrester (cité précédemment), rend la planification très difficile, voire impossible. Les produits défectueux désorganisent les lots de fabrication (division, regroupage... problématique du Burbidge Effect) à modifier les gammes (étapes de réparation supplémentaires qui surchargent les plannings de travail... problématique du Houlihan Effect) ou à changer les priorités d'ordonnancement [5]. La non-qualité est donc une des causes primaire du bullwhip effect.

Le lien entre non-qualité (ou reprises) et perturbation des flux n'est pas toujours bien mis en évidence. Dès les années 50, on parle de non-qualité avec la méthode COQ (Cost of quality) et l'usine fantôme qui est un atelier parallèle à l'atelier officiel dont la mission est de réparer les défauts de l'usine officielle [7]. La première norme sur le sujet apparaît en France en 1986 (X 50-126) pour évaluer les coûts de non-qualité [1]. La perturbation des flux de production par les reprises est particulièrement importante si les reprises ont lieu en aval du processus de production [12].

Pour évaluer aussi bien la non-qualité que la perturbation des flux, divers indicateurs ont été proposés permettant de mettre en évidence un certain nombre de phénomènes.

L'objectif est de développer un système d'indicateurs synthétique permettant d'avoir une vision globale en temps réel de l'état de l'atelier, de l'impact des reprises et/ou de la non-qualité sur la fluidité (qualité) des flux.

De nombreux indicateurs ont été définis pour évaluer la non-qualité ainsi que la perturbation des flux [16]. Comme tous les indicateurs de performance, ces indicateurs correspondent à

des triplets (objectif, mesure, variable) qui exprime l'efficacité d'un système par rapport à une norme préétablie [2].

$N_{retard}$ : % de retards.	Satisfaction client Disponible a posteriori pour la même raison que $R_{max}$ .
------------------------------	--

TABLE I. INDICATEURS DE NON QUALITE DE FLUX

Indicateur	Vue et disponibilité
$N_{config}$ ou $N_{defaut}$ (équivalent dans le cas de lot unitaire) : Pourcentage de pièces qui ont présenté au moins un défaut.	Capacité à réaliser le produit juste du premier coup.  Disponible sur une période donnée si les défauts sont relevés dès leur création à chaque poste susceptible de générer des défauts.
$RO_{ET}$ : Le Ratio d'Opération RO correspond au nb d'opérations réalisées par rapport à ce qui était prévu dans la gamme. Comme il y a une valeur par pièce/lot, il convient de prendre la moyenne et/ou l'écart type.	Capacité de réparer correctement le produit défectueux ou la prévisibilité du respect des deadlines.  Disponible a posteriori par comparaison avec la gamme de fabrication prévue si la traçabilité des produits est correctement sauvegardée
$N_{travail}$ ou $RO_{moy}$ : Pourcentage de pièces effectivement travaillées sur la machine	Densité du flux ou charge de travail réelle sur l'atelier  Facilement disponible par poste pour $N_{travail}$ mais disponible plus difficilement et a posteriori pour $RO_{moy}$

TABLE II. INDICATEURS DE PERTURBATION DES FLUX

Indicateur	Vue et disponibilité
$N_{EC}$ et $N_{stock}$ : Nb de pièces en en-cours global et niveau de stock en amont d'un poste de charge	Densité du flux ou charge de travail réelle sur l'atelier  $N_{EC}$ disponible en temps réel en tant que valeur offerte traditionnellement par les ERP.  $N_{stock}$ disponible de la même manière ou mesurable directement en amont des postes de travail critiques.
$C_{max}$ et $T_A$ : Temps pour terminer la fabrication de toutes les pièces à produire et temps moyen d'attente des pièces	Vitesse d'écoulement du flux  $C_{max}$ disponible a posteriori, une fois que toute la production a été réalisée ou estimable mais avec beaucoup de dispersion. $T_A$ disponible plus facilement sur le terrain (ex : mise en place de minuteurs).
$R_{max}$ : Retard maxi	Ponctualité  Disponible a posteriori puisque le lot doit être terminé pour pouvoir évaluer son retard par rapport à une date d'expédition prévue.

Nous avons étudié leurs comportements en fonction de l'augmentation progressive du taux de reprises. La perturbation des flux reste une notion compliquée à mesurer. Chaque indicateur offre une seule vue du problème. Pour en avoir un aperçu plus global et donc plus réaliste, il devient important de travailler sur une combinaison de ces indicateurs.

Les tables 1 et 2 présentent respectivement les indicateurs relatifs à la non-qualité et les indicateurs relatifs à la perturbation des flux.

Lorsqu'on compare l'évolution de chacun de ces indicateurs lorsque le taux de reprises augmente dans le cadre d'ateliers régis par des lois de pilotage différentes, on peut mettre en évidence des règles d'utilisation.

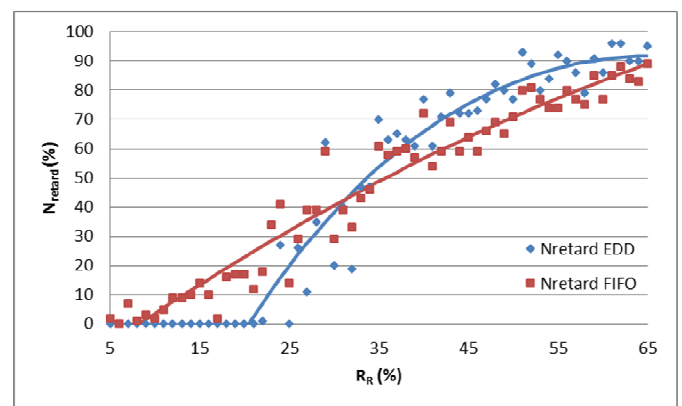


Fig. 1. Règles d'utilisation des lois de pilotage EDD et FIFO

D'après l'exemple présenté en figure 1, il est donc plus intéressant d'utiliser une règle particulière à faible taux de reprise, puis une autre quand celui-ci augmente.

D'autre part, la combinaison de deux ou plus de ces indicateurs permet de combiner plusieurs types de vues différentes afin de porter un jugement plus complet sur l'état d'un atelier de production. L'indicateur  $N_{defaut}$  qui évalue le nombre de pièces ayant présenté au moins un défaut, est couramment utilisé dans les entreprises car il résulte directement des méthodes de contrôle de la qualité. Il est donc directement lié avec la capacité de l'atelier à réaliser le produit « juste » du premier coup. Cependant, seul, il ne permet pas de comprendre et prévoir l'impact sur la perturbation des flux alors que les combinaisons réfléchies peuvent y parvenir. En revanche, combiné avec un autre indicateur de flux, il est parfois possible de mettre en évidence un ou plusieurs seuils déterminant des zones dans lesquelles la perturbation des flux devient trop importante pour être maîtrisée. De ce fait, il est possible d'établir une cartographie de l'état de l'atelier en fonction des valeurs de ces différents indicateurs. Dans cette cartographie, des zones de comportement peuvent être construites en fonction des différents seuils définis.



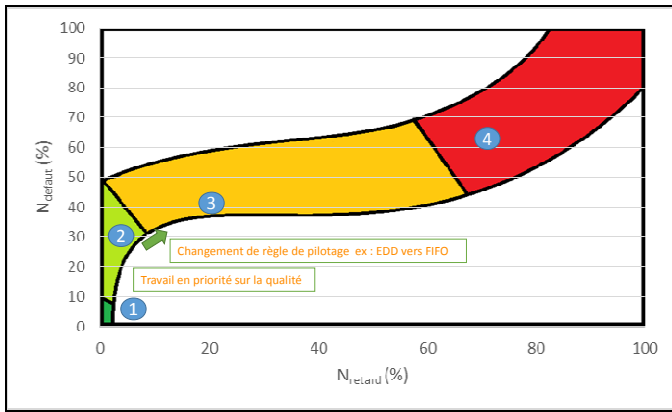


Fig. 2. Exemple de cartographie d'état d'atelier

La figure 2 présente un exemple d'état d'atelier construit à partir de la combinaison des deux indicateurs  $N_{défaut}$  et  $N_{retard}$ . Les différents seuils permettent de définir 4 zones. La zone 1 représente l'état de l'atelier où la qualité est totalement maîtrisée. La zone 2 correspond à une zone où l'augmentation de défauts n'entraîne pas de retards supplémentaires et correspond donc à une zone d'absorption (les capacités de production sont suffisantes pour empêcher que les défauts générés ne perturbent suffisamment les flux pour entraîner des retards). La zone 3 représente l'état de l'atelier où quelques défauts supplémentaires font exploser le nombre de retards. On a défini cette zone comme une zone de dérive. Enfin, la zone 4 représente une zone de saturation. Le passage d'une zone à une autre est alors utilisé pour prendre des décisions concernant le pilotage des flux. Par exemple, le passage de la zone 1 à la zone 2 peut impliquer de lancer un chantier qualité alors que le passage de la zone 2 à la zone 3 peut, lui, impliquer de changer de règle de pilotage.

## V. CAS D'ETUDE

### A. Présentation de l'entreprise

L'entreprise Acta-Mobilier produit des panneaux de MDF laqués de haute qualité pour des cuisinistes, des stands ou des mobiliers de magasin ou de bureau... Dans sa quête d'amélioration continue, l'entreprise est certifiée ISO 9001, ISO 14001, OHSAS 18001 et met en place un processus Kaizen (5S). Nous pouvons rappeler que l'un des points du Kaizen concerne la maîtrise de la qualité.

L'entreprise est subdivisée en 5 ateliers qui sont tous susceptibles d'être sources de défauts. Ce travail se focalise sur un des ateliers articulé autour d'un robot de laquage. Bien que cet atelier soit totalement automatisé et qu'il ne subit donc pas l'impact de facteurs humains, la qualité de production est très variable et peut varier de 10% à 45% d'un jour sur l'autre sans changement de réglage et malgré l'approche Kaizen.

### B. Présentation du process et du modèle

Le système considéré est donc un robot de laquage. La liste des facteurs influant sur la production de défauts a été obtenue par interview d'experts.

Les facteurs techniques collectés sont : taux de remplissage, nombre de passes, temps par table, litre par table, grammage, nombre de couches, nombre de pièces, et temps de séchage. Ces facteurs techniques doivent être subdivisés en facteurs contrôlables et non contrôlables (imposés par la gamme produit). Les facteurs contrôlables sont taux de remplissage, grammage et temps de séchage.

Outre ces facteurs techniques, trois facteurs environnementaux (non contrôlables) sont également collectés : température, pression, humidité.

A la sortie du robot, une phase de collecte manuelle des défauts est effectuée. 30 types de défauts différents sont relevés. Cette étude se concentre sur un défaut particulier, la présence de grain.

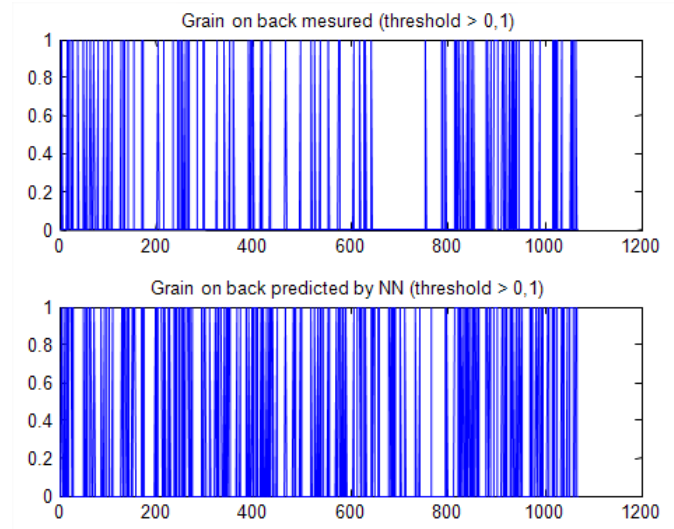


Fig. 3. Comparaison des grains relevés à la sortie du robot (en haut) et ceux prédits par le NN (en bas)

### C. Surveillance on line de la qualité

Nous disposons de 2270 données qui sont réparties aléatoirement en 2 jeux de données, un pour l'apprentissage (1202) et un pour la validation (1068). L'apprentissage initial est effectué avec 25 neurones cachés en utilisant 100 jeux de poids initiaux afin d'éviter le problème d'obtention de minimum locaux. Une phase de pruning est effectuée pour éliminer les neurones cachés et les entrées inutiles et ainsi éviter le problème de sur apprentissage. Cette phase élimine 6 neurones cachés et une entrée (nombre de passes).

Pour la phase de validation, les résultats du modèle neuronal sont comparés avec les défauts réellement relevés. Le défaut grain a été relevé 127 fois sur les 1068 données du jeu de validation. Le modèle neuronal en détecte 112 ce qui conduit à un taux de non détection de 11,8%. La proportion de « faux positifs<sup>1</sup> » est de 19,2% qui peut partiellement s'expliquer par le fait que certains défauts non pas été détectés en sortie de machine. La figure 3 présente la comparaison des

<sup>1</sup> Défaut prévu par le réseau de neurones mais non constaté dans la réalité.

défauts relevés en sortie de machine et ceux prédits par le NN. On peut constater qu'entre les données 600 et 800 très peu de défauts sont collectés. Ceci s'explique par le fait que l'opérateur de la machine a été remplacé à cette date par un intérimaire qui n'a pas collecté les défauts.

Le modèle ainsi construit est donc pertinent pour prédire la génération de défauts grain sur les produits. Ce modèle peut alors être utilisé pour régler les paramètres contrôlables en fonction de l'état des paramètres non contrôlables. La figure 4 présente le résultat d'un plan d'expériences complet simulé sur le modèle. 10 niveaux ont été choisis pour les 3 paramètres contrôlables, les paramètres non contrôlables étant fixés aux valeurs correspondant à l'état du système. Dans cet exemple, le nombre de passes et le nombre de couches sont fixés à 1. Les autres paramètres non contrôlables sont eux fixés à leurs valeurs médianes.

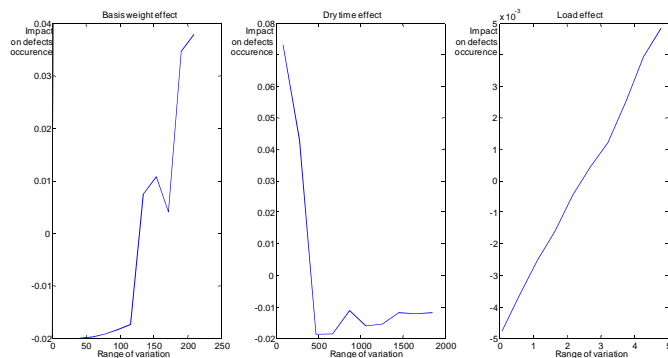


Fig. 4. Résultat du plan d'expériences obtenu par simulation sur le modèle NN

Ces résultats montrent que le taux de remplissage n'a que peu d'impact sur la génération de défauts (dans les conditions considérées). Ils permettent également de trouver des bornes de réglage pour les deux autres paramètres. Ainsi, le grammage ne doit pas dépasser 120 (borne supérieure) alors que le temps de séchage ne doit pas être inférieur à 500 (borne inférieure). Il est donc possible de cette manière de régler de manière optimale les paramètres contrôlables en fonction des conditions d'utilisation.

#### D. Impact sur le pilotage de la production

Bien que l'approche précédente permet de limiter la non qualité et donc, le taux de reprises, elle ne les élimine pas totalement. Le taux de reprise résultant a donc toujours un impact sur les flux de production qu'il est nécessaire d'évaluer afin de pouvoir prendre des décisions. Pour ce faire il est nécessaire de mettre en œuvre une combinaison d'indicateurs pour déterminer des seuils permettant de prendre des décisions. Plusieurs combinaisons d'indicateurs ont été proposées dans [16]. Nous présenterons uniquement ici la combinaison des deux indicateurs  $N_{défaut}$  et  $N_{retard}$ .

La figure 5 présente une vue combinée de ces deux indicateurs généré avec un modèle simplifié de l'atelier réalisé avec Arena© et sur lequel le taux de reprise varie.

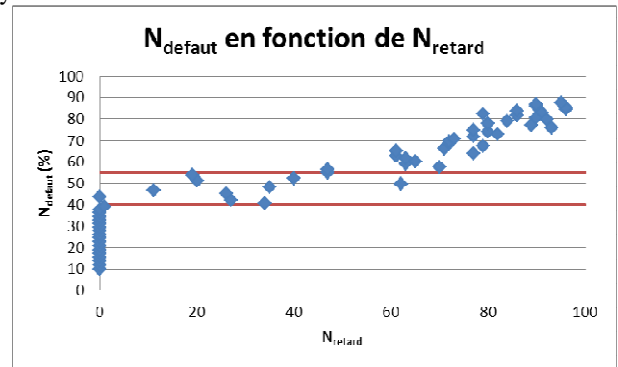


Fig. 5. Matérialisation des différentes zones de comportements sur la vue offerte par  $N_{retard}$  et  $N_{défaut}$

Cette figure montre clairement deux seuils de comportement du système de production.

Lorsque le taux de reprises augmente,  $N_{défaut}$  augmente puisque chaque reprise correspond à un défaut. L'indicateur  $N_{retard}$  n'augmente pas au départ car la capacité de l'atelier est suffisante pour absorber cette surcharge de travail. En revanche, dès lors que l'on dépasse un seuil de 40%, pour  $N_{défaut}$ , un faible gradient de l'ordre de 5% peut correspondre à une augmentation importante du nombre de retards (60%). Lorsque le taux de reprises est très haut (points en haut à droite), un même gradient de 5% de  $N_{défaut}$  ne correspondra plus qu'à un gradient de 15% de retard. Ceci est expliqué par le fait que déjà une grande partie des pièces est en retard et donc que les pièces encore livrables à temps sont moins nombreuses.

Cette figure permet de définir les deux seuils qui sont exploités pour sélectionner les règles de pilotage comme expliqué figure 1.

## VI. CONCLUSION

Ce papier présente l'approche utilisée pour maîtriser la qualité et l'impact des taux de reprises sur la perturbation des flux de production dans une entreprise de production haut de gamme.

Une méthode de monitoring de la qualité en ligne utilisée pour obtenir le réglage des paramètres contrôlables est présentée dans un premier temps.

Dans un deuxième temps, une combinaison d'indicateurs est exploitée pour déterminer des seuils de prise de décision concernant le changement de loi de pilotage des flux.

L'ensemble de l'approche est testé dans une entreprise de production de panneaux laqués haut de gamme.

## REFERENCES

- [1] Abouzahir O., Gautier R., Gidel T., « Pilotage de l'amélioration des process par les coûts de non-qualité ». 10<sup>ème</sup> Séminaire CONFERE, Belfort, France, 3-4 Juillet 2003.
- [2] AFGI, « Evaluer pour évaluer, les indicateurs de performance au service du pilotage industriel ». Association Française de Gestion Industrielle, ouvrage collectif AFGI, Octobre 1992.



- [3] Agard B. and Kusiak A., "Exploration des bases de données industrielles à l'aide du datamining – Perspectives ». 9<sup>ème</sup> colloque national AIP PRIMECA, 2005.
- [4] Cybenko G., "Approximation by superposition of a sigmoïdal function". *Math. Control Systems Signals*, 2(4): pp. 303-314, 1989.
- [5] Disney M.S., Towill, D.R., "On the bullwhip and inventory variance produced by an ordering policy". *Omega*, 31(3), pp. 157-167, 2003.
- [6] Engelbrecht A.P., "A new pruning heuristic based on variance analysis of sensitivity information". *IEEE transactions on Neural Networks*, pp. 1386-1399, 2001.
- [7] Feigenbaum A.V., *Quality control: Principles, practice and administration: An industrial management tool for improving product quality and design and for reducing operating costs and losses*. McGraw-Hill, New-York, 1951.
- [8] Funahashi K., "On the approximate realisation of continuous mapping by neural networks". *Neural Networks*, 2: pp. 183-192, 1989.
- [9] Garvin D., "What does product quality really mean". *Sloan management review*, 26(1), pp. 25-48, 1984.
- [10] Hajek P., Olej V., "Municipal revenue prediction by ensembles of neural networks and support vector machines". *WSEAS Transactions on Computers*, 9, pp. 1255-1264, 2010.
- [11] Ishikawa K. "Guide to quality control". Asian Productivity Organization, 1986.
- [12] Love P.E.D., Li H., Mandal P., "Rework: a symptom of a dysfunctional supply chain". *European Journal of Purchasing & Supply Management*, 5(1), pp. 1-11, 1999.
- [13] Meyer D., Leisch F., Hornik K., "The support vector machine under test". *Neurocomputing*, 55, pp. 169-186, 2003.
- [14] Nguyen D., Widrow B., "Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptative weights". *Proc. of the Int. Joint Conference on Neural Networks IJCNN'90*, 3, pp. 21-26, 1990.
- [15] Noyel M., Thomas P., Charpentier P., Thomas A., Brault T., "Implantation of an on-line quality process monitoring". 5<sup>th</sup> International Conference on Industrial Engineering and Systems Management IESM'13, Rabat, Maroc, 28 – 30 octobre 2013.
- [16] Noyel M., Thomas P., Charpentier P., Thomas A., Brault T., "Flow disturbance analysis in workshops with high reworks rate". *Advances in Production Management Systems*, 20-24 septembre 2014.
- [17] Paliwal M., Kumar U.A., "Neural networks and statistical techniques: A review of applications". *Expert Systems with Applications*, 36, 2-17, 2009.
- [18] Patel M.C., Panchal M., "A review on ensemble of diverse artificial neural networks". *Int. J. of Advanced Research in Computer Engineering and Technology*, 1, 10, pp. 63-70, 2012.
- [19] Setiono R., Leow W.K., "Pruned neural networks for regression". 6<sup>th</sup> Pacific RIM Int. Conf. on Artificial Intelligence PRICAI'00, Melbourne, Australia, pp. 500-509, 2000.
- [20] Thomas P., Bloch G., "Initialization of one hidden layer feedforward neural networks for non-linear system identification". 15<sup>th</sup> IMACS World Congress on Scientific Computation, Modelling and Applied Mathematics WC'97, 4, pp. 295-300, 1997.
- [21] Thomas P., Bloch G., Sirou F., Eustache V., "Neural modeling of an induction furnace using robust learning criteria". *J. of Integrated Computer Aided Engineering*, 6(1): pp. 5-23, 1999.
- [22] Thomas P., Suhner M.C., Thomas A., "Variance Sensitivity Analysis of Parameters for Pruning of a Multilayer Perceptron: Application to a Sawmill Supply Chain Simulation Model". *Advances in Artificial Neural Systems*, Article ID 284570, <http://dx.doi.org/10.1155/2013/284570>, 2013.
- [23] Vollmann T.E., Berry W.L., Whybark C.D., *Manufacturing Planning and Control Systems*, Dow Jones-Irwin, 1984..