



HAL
open science

De la nécessité des bonnes informations dans les systèmes contrôlés par les produits

Philippe Thomas, André Thomas

► **To cite this version:**

Philippe Thomas, André Thomas. De la nécessité des bonnes informations dans les systèmes contrôlés par les produits. 7ème Conférence Internationale Conception et Production Intégrées, CPI'2011, Oct 2011, Oujda, Maroc. pp.CDRom. hal-00637519

HAL Id: hal-00637519

<https://hal.science/hal-00637519>

Submitted on 2 Nov 2011

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.

De la nécessité des bonnes informations dans les systèmes contrôlés par les produits

Philippe Thomas — André Thomas

*Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN-UMR 7039), Nancy-Université, CNRS,
Campus Sciences – BP70239
54506 Vandœuvre Cedex
prenom.nom@cran.uhp-nancy.fr*

RÉSUMÉ. L'objectif essentiel de cet article est de présenter, dans un premier temps, assez largement les nouvelles avancées dans le domaine des systèmes contrôlés par les produits. En effet diverses voies sont désormais ouvertes qui montrent l'avantage de donner aux objets (en particulier pour ce travail, dans le contexte de systèmes de production et de logistique) des capacités de réaction face aux modifications de leur environnement. Les approches bio-inspirées se sont montrées à ce jour, prometteuses pour régir le comportement de ceux-ci. Toutes les voies ouvertes conduisent à mettre les produits, les objets, en action en fonction des informations qu'ils perçoivent. Les données extraites du système physique dans lequel ces produits évoluent sont donc plus que jamais importantes. Les techniques permettant d'exploiter ces données brutes pour mettre à disposition des informations organisées et contextualisées sont donc nécessaires. Nous montrons alors, dans une deuxième partie, en quoi les machines d'apprentissage, dans ce contexte, ont trouvé un rôle nouveau.

ABSTRACT. The main objective of this paper is to highlight, in a first time, all the new works relative to Product Driven Systems. Effectively, several possibilities have today proposed to give to products or objects capacities to react to environment modifications (especially in manufacturing and logistics context here). Bio-inspired approaches are now promising. All these new perspectives, lead putting products in action, according to information received. Data coming from physical system are then extremely important. That's why all technics leading to exploit and organize them are necessary. We highlight, in a second part, why learning machines can have a new role for that.

MOTS-CLÉS : Systèmes contrôlés par les produits, systèmes vivants, machines d'apprentissage.

KEYWORDS: product Driven Systems, Viable systems, Learning machines

1. Introduction et historique

Après la deuxième révolution industrielle au début du XXe siècle, la productivité a été l'objectif essentiel. La ligne d'assemblage développée par la Ford Motor Company a introduit dans les décennies suivantes le concept de production de masse. Depuis cette époque, l'industrie n'a de cesse d'introduire de nouvelles technologies allant vers une automatisation des processus ainsi qu'une optimisation des activités de planification et de pilotage de la production.

Concernant les systèmes de planification et de pilotage de la production, on a vu émerger dans les années soixante, les systèmes MRP. Bien que ces systèmes apportent des réponses aux problèmes liés aux retards d'ordres, de consommation discontinue du stock ou encore de gestion de la consommation future de matières premières, ils restent encore des systèmes induisant de l'inertie dans les réactions aux événements non prévus survenant lors de la mise en production.

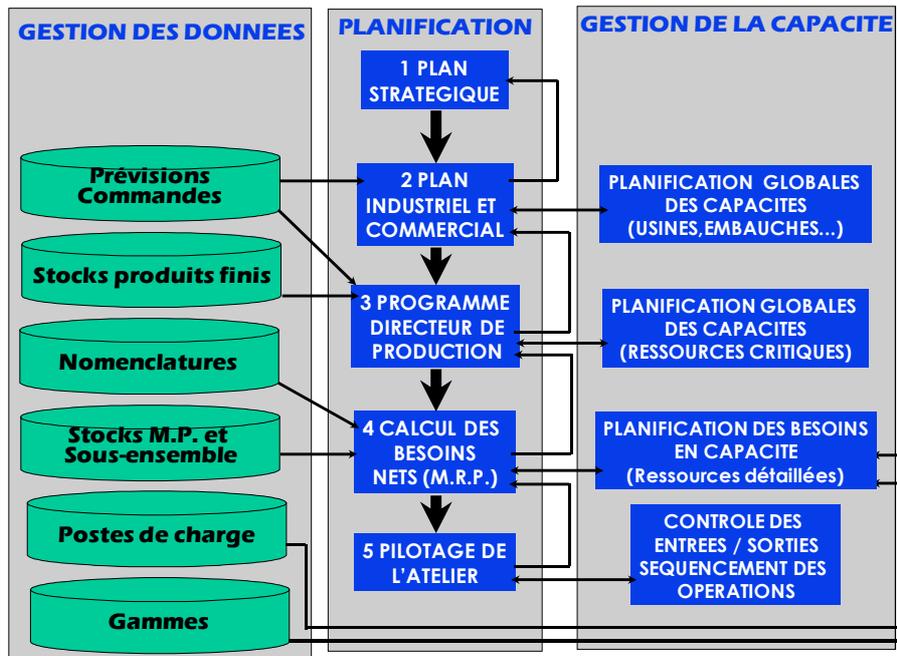


Figure 1. Les différents niveaux de décision des systèmes MRP2

Pour combler ces limites, les générations suivantes des systèmes MRP ont été conçues avec une logique de boucle fermée (Vollman *et al.*, 1997). Un point notable de ces systèmes est la différence entre les horizons de planification selon les niveaux de décisions. Ces horizons peuvent être classés en horizons de long terme (années,

semestres), de moyen terme (trimestres, mois ou semaines), de court-terme (jours) et très court terme (heures ou minutes). Au regard de ces différents horizons de planification, il est possible d'identifier quatre niveaux de décisions, ces niveaux sont : le niveau stratégique, le niveau tactique, le niveau opérationnel et le niveau contrôle ou exécution. La Figure 1 montre les différents niveaux de décision.

Au début des années quatre-vingt, la plupart des entreprises en Amérique du Nord et en Europe faisaient usage de systèmes MRP. Cependant, de nouvelles philosophies de gestion sont apparues à cette époque engendrant des changements radicaux dans la gestion de la production. Ces changements ont voulu plus de réactivité et de flexibilité, d'une part, et plus de contrôle de la qualité par les hommes, d'autre part. Ces enjeux restent aujourd'hui d'actualité. Ces changements ont été principalement portés par la philosophie du juste à temps (JiT) et par la théorie des contraintes.

1.1. Les systèmes JiT

Ils sont apparus entre le milieu des années soixante-dix et le début des années quatre-vingt. L'idée principale de cette philosophie de gestion est basée sur l'utilisation efficace des ressources productives, telles que la main-d'œuvre, les matières premières et les machines. Cette philosophie s'est déclinée en diverses approches comme le Lean manufacturing (Krafcik, 1988), ou le Demand Flow Technology (Costanza, 1996), ou encore le Six Sigma (Tennant, 2001), etc...

Au niveau des ateliers de production, l'outil principal de cette philosophie pour le pilotage des flux physiques est la méthode Kanban. Par cette démarche, on remplace uniquement la matière consommée par le processus suivant. De cette façon, l'idée est de produire uniquement quand un ordre est généré évitant ainsi de générer des stocks. Bien que la philosophie lean ait commencé à se développer dans les années 50 (dans les ateliers de Toyota), il faudra attendre les années quatre-vingt pour qu'elle commence à être étudiée et mise en place dans les entreprises occidentales.

Parmi les bénéfices de ces systèmes, on peut citer : la réduction des coûts, la réduction des temps de production, un meilleur taux de service client ou encore plus d'innovation. Tous ces bénéfices sont soumis au degré d'expertise des équipes impliquées dans la gestion et la mise en œuvre des opérations.

Notons que la philosophie lean manufacturing et surtout la méthode Kanban, ont provoqué une grande révolution dans la gestion de la production. Le changement principal consiste dans le fait que cette fonction n'est plus conçue d'une façon hiérarchique et centralisée comme elle l'était dans les systèmes MRP2. Ainsi, les décisions au niveau du flux de production commencent à se faire de manière plus distribuée, en obtenant de bons résultats principalement en ce qui concerne la réduction des niveaux de stocks de matières premières, d'en-cours et de produits finis. Malgré cet enthousiasme initial pour la décentralisation des décisions,

l'apparition de la théorie des contraintes proposera un point de vue différent et complémentaire de cette conception décentralisée du système, par la recherche d'un optimum global. Ce qui a constitué un retour à la voie centralisée.

1.2. La Théorie des Contraintes ou le management par les contraintes

La troisième grande philosophie de gestion de la production, sera proposée à partir du travail précurseur de Goldratt et Cox, présenté dans leur livre « The Goal » en 1984 initialement nommé OPT (Optimized Production Technology du fait du progiciel proposé) et par la suite nommé Théorie des Contraintes (ToC) (Goldratt et Cox, 1992). Ce qui est sous-jacent à la ToC réside dans le fait que l'évolution des organisations peut être mesurée et contrôlée par les changements de trois indicateurs : produit financier généré par les ventes, frais opérationnels et matières premières. La ToC reconnaît que la gestion de goulots est la clé pour obtenir le succès, là où la production totale du système peut être maximisée et les stocks peuvent être réduits. Cependant, ce traitement de l'information nécessite de revenir à une centralisation des décisions.

Le développement de ces trois philosophies de gestion de la production a bien sûr provoqué l'apparition de beaucoup de systèmes hybrides qui utilisent des techniques provenant indistinctement de MRP2, JiT ou ToC et que l'on trouve implémentées dans divers progiciels tels les ERP (Enterprise resources Planning), APS (Advanced Planning Systems), SCM Supply Chain Management Systems), etc...

2. Les faiblesses des approches centralisées

2.1. Structure fortement hiérarchisée

Les systèmes APS ont été développés à partir de la planification de la production hiérarchique (HPP). Dans la HPP, les décisions de planification sont désagrégées à partir d'un modèle central qui considère des paramètres et des variables à long terme. Aux différents niveaux de désagrégation, les nouvelles décisions prises deviennent des objectifs pour les niveaux inférieurs. Dans la réalité, il n'existe pas un vrai retour d'informations temps réel depuis les niveaux inférieurs, ce qui ne permet pas une haute réactivité et une grande flexibilité vis-à-vis des changements possibles.

2.2. Agrégation de l'information

L'information nécessaire pour l'obtention des décisions aux différents niveaux est une information agrégée, ainsi la nature combinatoire des problèmes abordés

comporte une réduction de la complexité (modèles simplifiés) et une idéalisation des différentes situations (hypothèses). Dans ce processus d'agrégation, d'importantes relations entre les différents composants du système peuvent donc être négligées.

2.3. Réductionnisme

Comme on l'a énoncé auparavant, la nature combinatoire de la plupart des problèmes dans les systèmes de production, tels que le problème d'allocation de ressources, conduit à la simplification de la complexité inhérente à ce genre de systèmes. Dans les travaux de (Valckenaers *et al.*, 2007), plusieurs de ces simplifications faites habituellement sont nommées. Ces travaux font référence principalement au niveau d'ordonnancement, mais il existe aussi des points qui peuvent être extrapolés à d'autres niveaux du processus de planification et de pilotage comme certaines activités industrielles qui ne seront pas modélisées ou que très grossièrement, ou encore les modèles peuvent ne pas représenter des incertitudes inhérentes au processus.

3. Les Systèmes Intelligents de Production

Comme conséquence du développement des systèmes de gestion de la production, à la fin des années quatre-vingt, le concept de production intégrée par ordinateur « Computer Integrated Manufacturing (CIM) » (Waldner, 1992) se renforce. Ce système a pour objectif général de mettre en interconnexion l'ensemble des systèmes d'information inclus dans le système de production. En fait, les systèmes CIM avaient pour objectif de fournir la surveillance et le contrôle de toutes les opérations de l'entreprise.

Au niveau du hardware, les systèmes CIM font usage des machines à commande numérique (CNC), des API, des robots, ordinateurs, logiciels, régulateurs, réseaux, interfaces et transstockeurs, (ASRS), chariots autoguidés (AGV's) et convoyeurs automatisés (ACS's) entre autres. Le paradigme, régnant à cette époque est que ce type de systèmes intégrés serait capable d'avoir une grande flexibilité face aux changements et aussi, de façon générale, pourrait fournir de meilleures solutions face aux problèmes qui se poseront au niveau du système de production.

Dans la plupart des implémentations des systèmes CIM, on a cru assurer que la structure organisationnelle et les procédés de l'entreprise seraient automatiquement améliorés (Warnecke et Hüser, 1993). La réalité n'a pas été si belle. On a vu des implémentations qui ont conduit à des systèmes rigides et centralisés incapables de donner des réponses rapides aux changements. Pour autant, un certain nombre d'ateliers flexibles se sont avérés être très productifs. En conséquence, au début des années quatre-vingt dix, les systèmes CIM ne seront plus vus comme la solution à tous les problèmes des entreprises de production (Babiceanu et Chen, 2006).

Au vu de ces résultats peu encourageants en termes de flexibilité et de réactivité, obtenus par les systèmes fortement intégrés, au début des années quatre-vingt dix, une série d'initiatives conjointes entre centres de recherche, universités et entreprises ont vu le jour autour d'un objectif commun *Concevoir et développer les systèmes de production de l'avenir*. Dans ce cadre, une des plus importantes initiatives a été l'Intelligent Manufacturing Systems Project (Yoshikawa, 1995). Les idées de base d'TMS sont la conception et l'implémentation de systèmes décentralisés dont l'objectif est d'être hautement flexibles pour répondre rapidement aux perturbations propres aux processus de production. Jusqu'alors c'étaient les hommes qui observaient et modifiaient les ordres relatifs aux flux. L'idée a été d'en automatiser une partie (voire tout ?) grâce aux nouvelles technologies de communication (Auto-ID, MAS...). Ces nouveaux systèmes se voulaient robustes, reconfigurables et réutilisables (Leitao, 2009). De tels systèmes industriels doivent permettre :

- Une 'intégration totale de logiciels hétérogènes et des systèmes de hardware dans une entreprise, une entreprise virtuelle, ou à travers la chaîne logistique
- Une architecture ouverte permettant de disposer de nouveaux sous-systèmes (logiciels ou hardware) ou de ne plus prendre en compte des sous-systèmes existants
- La communication efficiente et efficace et une coopération entre des départements dans une entreprise et entre des entreprises
- L'incorporation de facteurs humains dans des systèmes industriels
- La réponse rapide à des changements d'ordre externe et des perturbations inattendues provenant de l'environnement industriel interne et externe
- La tolérance aux défauts, autant au niveau du système qu'au niveau des sous-systèmes, pour récupérer les sources des défauts et pour minimiser son impact dans la production.

Parmi les éléments centraux sur lesquels s'est appuyée cette nouvelle conception de systèmes de production, on trouve les systèmes multi-agents provenant de l'intelligence artificielle (Wooldridge et Jennings, 1995). Un autre élément important qui a provoqué l'adoption de cette vision décentralisée des systèmes de production, a été l'évolution de la *programmation structurée* à la *programmation orientée objets* dans les années quatre-vingt. Ces changements conduisent à une conception des systèmes de production de plus en plus décentralisée. Au vu de ce critère, les systèmes de production ont été classés en quatre types (Babiceanu et Chen, 2006) : les systèmes centralisés, hiérarchiques, hiérarchiques modifiés et les systèmes hétérarchiques. Autour de la conception des systèmes décentralisés, vont apparaître différents types de systèmes et de concepts; les principaux seront les systèmes de production bioniques, fractals et holoniques.

3.1. Les systèmes bioniques

Les systèmes bioniques de production ont été proposés par (Ueda, 1992). La théorie de base sous-jacente à ces systèmes est issue de la *synthèse émergente* (Ueda, 2001), dont l'objet est la composition de la structure et l'organisation de systèmes complexes à partir de composants simples. Répondre à la question de : « comment ce processus peut être défini ? », notamment quand l'information du système et l'environnement n'est que partielle, est le cœur de la recherche dans ce domaine. Cette approche a été proposée pour émuler la propriété d'adaptabilité vis-à-vis des changements de l'environnement. Elle est présente chez les êtres vivants et est réalisée par les fonctions de *self-recognition/auto-reconnaissance*, *self-growth/auto-croissance*, *self-recovery/auto-rétablissement* et l'évolution elle-même.

3.2. Les systèmes fractals

Les systèmes fractals ont été proposés à partir des travaux de (Warnecke et Hüser, 1993). Ces systèmes font usage du concept de *fractal* développé par Benoît Mandelbrot en 1974. Ces systèmes utilisent les propriétés de l'auto-similarité et de la récursivité présente dans la géométrie fractale, pour la conception d'une structure du système composé par des entités à des différents niveaux de cette même structure et en assurant la cohérence entre les objectifs globaux et locaux. L'objectif est de la doter de la flexibilité nécessaire pour faire face aux changements de l'environnement (Tharumarajah, 1996).

3.3. Les systèmes holoniques

À partir des concepts exprimés par Alfred Koestler dans son livre *The ghost in the Machine* dans 1967 (Koestler, 1968), le *HMS consortium* a proposé les systèmes holoniques de production. Ces systèmes sont basés sur le concept de *holon* qui est une entité pouvant être contenue dans d'autres holons (Van Brussel *et al.*, 1998). Les holons sont organisés dans des *holarchies* et montrent des propriétés comme l'autonomie et la coopération. Ce paradigme a pour objectif principal le fait que la structure du système préserve sa hiérarchie et qu'elle conserve une flexibilité dynamique au niveau hétérarchique.

La comparaison entre le concept d'agent et le concept de holon est assez fréquente. Ainsi, plusieurs auteurs utilisent indistinctement les deux concepts sans faire une claire différence entre eux. Bien qu'un holon peut être conçu comme un agent, la principale différence est que dans un holon la partie contrôle n'est pas séparée de la partie physique. Tandis que dans le cas d'un agent, (qui est une entité abstraite) une entité physique peut être confondue ou représentée par une entité abstraite.

3.4. Systèmes contrôlés par le produit

Un système contrôlé par le produit fait évoluer la vision précédente vers un système plus interopérable et intelligent, en définissant le produit comme *le contrôleur* des ressources des entreprises industrielles (Morel, *et al.* 2003). Cela mène à la conception d'un *produit intelligent*. Celui-ci a été défini comme une entité avec une représentation physique et informationnelle, capable d'influencer des décisions qui peuvent l'affecter lui-même (McFarlane *et al.*, 2003 ; Meyer *et al.*, 2009). Dans une perspective pratique, l'identification par radio-fréquence (RFID) a été largement acceptée comme une technologie capable de lier l'information avec l'environnement physique (Vrba *et al.*, 2008). L'idée centrale est le changement de perspective d'une vision classique hiérarchique et agrégée de la fonction de planification et de pilotage de la production vers une perspective distribuée de la prise de décision, dans laquelle, une partie de la décision est réalisée de façon locale et ce, tout au long du cycle de vie des produits. Ainsi, l'information nécessaire est réduite et traitée de manière plus locale. Les systèmes contrôlés par le produit ont été généralement conçus comme une classe particulière des systèmes holoniques.

4. Avantages des approches IMS

4.1. Faisabilité

Dans certains cas, la prise de décision distribuée basée sur des agents est la seule solution automatisée réalisable. Par exemple, dans les scénarios des chaînes logistiques où les entreprises rivalisent avec les autres et où les informations partagées sont rares pour des raisons de sécurité, les agents fourniront probablement une stratégie plus systématique et automatisée pour remplacer les pratiques ad-hoc existantes.

4.2. Robustesse et flexibilité

Cet avantage peut améliorer la performance pour une large gamme de circonstances et elle est l'argument clé pour justifier l'utilisation des systèmes à base d'agents. Spécifiquement, cela signifie que le système a comme propriétés : la robustesse aux pannes ou aux perturbations des plans, la réorganisation en ligne et une réponse effective aux perturbations externes.

4.3. Reconfigurabilité

Les solutions basées sur des agents soutiennent fortement une approche plug and play. Cela permet de changer, ajouter ou enlever, autant le matériel que les modules de logiciel, en ligne à chaque fois que cela est nécessaire. Cela rend aussi la

maintenance du système significativement moins chère. Ce changement est la conséquence des échecs d'équipement ou la conséquence d'un changement de plan. La migration depuis l'ancienne technologie peut évoluer lentement sans arrêter l'opération.

4.4. Réutilisation

La même philosophie basée sur agents peut s'opérer à différents niveaux dans différents sous-systèmes de l'entreprise. La recherche jusqu'à aujourd'hui de ces concepts peut être classée en trois niveaux qui sont : (1) Contrôle de la production en ligne, (2) Gestion de la production et (3) Coordination des entreprises virtuelles (Marik et McFarlane, 2005).

Par ailleurs, beaucoup considèrent les IMS comme les successeurs des systèmes CIM, puisqu'ils partagent un grand pourcentage de technologies et de sous-systèmes. Par contre, il existe d'importantes différences principalement au niveau de l'organisation et des objectifs. Le changement d'une vision centralisée à une vision décentralisée, amène nécessairement un changement dans la conception de la structure et l'organisation des systèmes de production. C'est ce qui a amené au développement de nouvelles architectures informatiques, dispositifs, logiciels, outils de simulation, processus, méthodologies, protocoles, standards, algorithmes, etc.

5. Faiblesses des approches IMS

Malgré les avancées dans chacun de ces aspects, les implémentations industrielles de ce type de systèmes et l'acceptation par l'industrie de ce changement de paradigme, n'ont pas encore été très nombreuses, contrairement aux systèmes conventionnels de pilotage (Trentesaux, 2007 ; Valckenaers *et al.*, 2007). Quelques implémentations réussies de ce nouveau type de systèmes se trouvent dans (Pechoucek *et al.*, 2007 ; Covanich et McFarlane, 2009), mais il reste encore beaucoup de questions ouvertes (Marik et Lazansky, 2007 ; Morel *et al.*, 2007). Les principaux problèmes résiduels sont:

5.1. La modélisation

Jusqu'à aujourd'hui, de nombreuses méthodologies ont été proposées pour la modélisation d'approches distribuées (PROSA, ADACOR, METAMORFH, etc.). Malgré cela, il n'existe pas encore de critères standardisés pour réaliser la modélisation. Ainsi, on peut constater que la modélisation peut être conduite en se focalisant sur les aspects fonctionnels, physiques ou abstraits (Creput 2008). Pourtant, le choix d'outils, critères et modèles reste fortement liés aux préférences et compétences de chaque concepteur. Ce manque d'uniformité rend très difficile l'évaluation par comparaison des différentes applications proposées dans la littérature.

5.2 L'optimisation

Un des points les plus critiques concernant les approches hétérarchiques (décentralisées) par rapport aux approches traditionnelles (centralisées) est celui de l'optimisation des décisions. Contrairement aux approches conventionnelles, les systèmes hétérarchiques sont encore incapables de garantir formellement leur performance en termes de variables quantifiables et notamment de coûts. Les systèmes hétérarchiques, en plus des critères classiques de coût, temps et efficacité, s'intéressent à des objectifs autour de la flexibilité, la re-configurabilité, la réactivité, l'interopérabilité, etc. Ceux-ci ne sont pas facilement quantifiables au sens classique ce qui rend difficile la comparaison et l'évaluation des apports de tels systèmes.

On peut conclure à la suite de l'analyse précédemment exposée que ces deux grandes approches de la planification et du contrôle de la production, présentent des forces et des faiblesses. En résumé, actuellement, les approches conventionnelles dites centralisées, permettent d'assurer l'efficacité de tout le système, mais au détriment de la flexibilité et de la réactivité. A l'opposé, les approches provenant du paradigme IMS, dites distribuées, permettent de hautes flexibilité et réactivité, mais sans aucune garantie de performance ni de cohérence entre les décisions prises aux différents niveaux. Ainsi, la recherche de la cohérence globale du fonctionnement d'un système à travers les comportements élémentaires et ses objectifs propres est primordiale (Thomas, 2004).

Aussi, une réponse possible est de concevoir des systèmes hybrides centralisés/distribués, qui permettent d'assurer une marge d'efficacité acceptable et une cohérence entre les différents niveaux de décision, en permettant au système de réagir de façon rapide aux perturbations externes ou internes, c'est-à-dire, en conservant une haute flexibilité et de la réactivité. Ces systèmes devront naturellement s'appuyer sur un système de « captation » des données issues du système physique à contrôler. Et ces données devront alors être « filtrées », analysées, éventuellement agrégées, etc... pour être de manière réaliste exploitable. La suite de cet article aborde cet aspect.

6. Données, information et connaissance

La collecte l'exploitation et l'extraction de connaissance n'est pas une idée neuve même si elle a évolué au cours du temps. Par exemple, au III^e siècle avant J.C., Erathosthène collecta quatre données, la longueur de l'ombre formée par un obélisque à Alexandrie lors du solstice d'été, la hauteur de ce même obélisque, l'absence d'ombre au fond d'un puits à Syène lors du solstice d'été et la distance entre ces deux villes. De ces données, il tira comme informations, les hauteurs angulaires du soleil lors du solstice d'été dans ces deux villes ce qui lui permit d'extraire la connaissance que la terre est ronde et possède un périmètre de 39375

km (Aujac 2001). Erathosthène a mis un an pour collecter ses données quand la phase d'exploitation a duré quelques minutes pour déterminer le périmètre de la terre. De nos jours, l'électronique et l'informatique ont conduit à une inversion complète du rapport temporel entre la phase de collecte et la phase d'exploitation des données. La collecte de données est maintenant quasi immédiate et automatique et c'est le traitement de ces données, pour construire de l'information et extraire de la connaissance, qui est devenue la phase la plus gourmande en temps.

Dans le concept de système contrôlé par le produit, le produit doit être à même de prendre des décisions et d'agir sur son environnement. Pour cela, il a besoin de connaissances et d'informations. Pour créer cette connaissance et cette information, du fait de la synchronisation des flux physiques et informationnels, il bénéficie d'une masse de données importante relatives soit au produit lui-même soit au processus de production. La question est alors : comment exploiter ces données ?

Pour décrire notre propos, nous allons nous appuyer sur un modèle hybride de planification et de pilotage de la production (PPP) MRP2 mis en œuvre par Herrera (Herrera 2011) et basé sur le modèle de système viable (VSM) dont il a proposé une adaptation à partir des travaux de Beer (Beer 1984) en l'associant au concept de système contrôlé par le produit. Dans un système viable, les composants les plus élémentaires possèdent des capacités d'autonomie, d'auto-organisation, et d'auto-régulation permettant de représenter des systèmes complexes sans que les sous-systèmes ne perdent leurs capacités. La récursivité, caractéristique centrale du modèle, permet de prendre en charge la complexité d'un système tout en conservant une structure générale simple.

Notons que dans un système contrôlé par le produit, la brique élémentaire est le produit intelligent qui, du fait de ses capacités de communication et d'archivage de l'information, peut interagir avec et sur son environnement. Il est alors possible d'associer à ce produit intelligent les caractères d'autonomie, d'auto-organisation et d'auto-régulation nécessaires pour construire, autour de lui, un VSM suffisamment complet pour représenter tous les niveaux d'un système MRP2. En s'appuyant sur l'ensemble de ces considérations, Herrera (Herrera 2011) a proposé de modéliser un système PPP hybride contrôlé par le produit sur lequel nous allons donc nous appuyer.

La figure 2 montre la vision générale du système hybride de planification et de pilotage de la production. Dans ce modèle les produits embarquent de l'intelligence en exploitant, par exemple, la technologie RFID pour communiquer. Ce modèle est basé sur le cadre général de modélisation VSM dans lequel l'holarchie de produits est construite de telle sorte que chaque niveau de décision correspond à un niveau d'agrégation. Le méta-modèle s'appuyant sur le concept d'holon résultant est décrit dans la figure 2 selon ses 4 quadrants.

Le quadrant I représente la planification/informatique qui peut être centralisée ou coopérative. Elle se décompose, ici, en quatre niveaux d'agrégation des entités produits (production hebdomadaire, ordres de production, lots, produits). A chaque

niveau, les entités sont modélisées comme des agents. Les entités produits sont définies comme des agents possédant un degré de contrôle/autonomie spécifique ce qui permet de représenter tous les degrés d'hybridation du système en partant d'un système purement centralisé (les agents produits ne font que transmettre des informations aux niveaux supérieurs où se passe la décision) jusqu'au système purement distribué ou hétérarchique (les agents communiquent entre eux pour prendre toutes les décisions).

Le quadrant II représente la mise en œuvre physique et correspond à l'instanciation des produits au niveau physique sous forme d'holons embarquant de l'intelligence et des fonctions leur permettant d'interagir avec l'environnement et d'acquérir le degré d'autonomie désiré.

Le quadrant III représente le contrôle/physique dans lequel les holons produits agissent en fonction des événements les concernant.

Le quadrant IV représente le contrôle/informatique et correspond au processus de transformation des données en provenance de l'atelier physique en information permettant de faire émerger de la connaissance. C'est cette connaissance que l'on va chercher à inclure dans les agents du quadrant I afin d'améliorer leurs capacités d'adaptation aux événements selon le principe du retour d'expérience.

La question que l'on doit se poser est : comment effectuer ce retour d'expérience ?

Si l'on s'intéresse à la figure 2, on peut noter les flèches vertes (épaisses) connectant les éléments du quadrant IV aux éléments du quadrant I. Ces connexions représentent la connaissance que l'on va intégrer dans les agents. De facto, une première tâche va consister à définir quels sont les besoins en connaissance des agents des différents niveaux. Intuitivement, on comprend bien qu'un agent produit n'aura pas les mêmes besoins qu'un agent ordre de production. Encore faut-il définir précisément ces besoins pour pouvoir y répondre.

Les besoins des différents agents définis, il reste alors à déterminer comment construire la connaissance nécessaire. Pour cela, il peut être intéressant de considérer la décomposition récursive du système de la figure 2. Le premier niveau, que l'on pourra appeler niveau produit, est encadré en pointillé et intègre les deux quadrants physiques (II et III) et la couche produit des deux quadrants informatiques (I et IV). Le deuxième niveau (niveau lot) intègre le premier niveau et lui adjoint la couche lots des deux quadrants informatiques (I et IV). Il est encadré en tiret cours. Le troisième niveau (niveau ordre de fabrication) intègre le niveau lot et la couche ordre de fabrication des deux quadrants informatiques (I et IV) Il est encadré avec des tirets longs. Enfin, le quatrième et dernier niveau (niveau production hebdomadaire) associe au niveau ordre de fabrication la couche production hebdomadaire. Il est encadré en trait plein. Cette décomposition se rapproche des notions de systèmes, sous systèmes et sur systèmes de l'ingénierie système qui peut être exploitée pour définir les interfaces entre les différents niveaux.

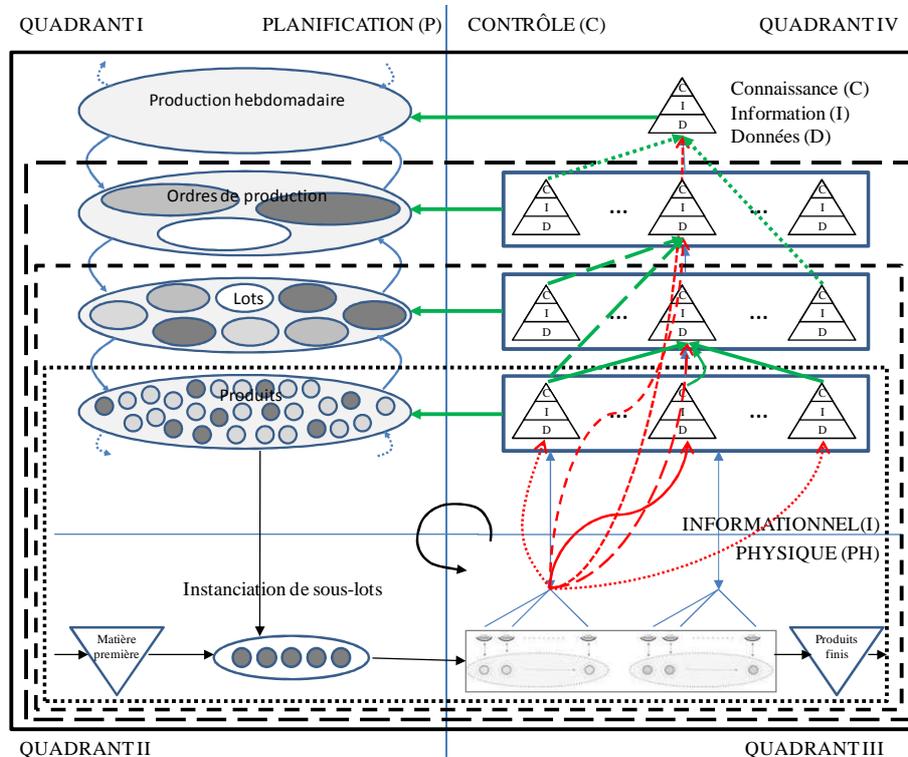


Figure 2. *Système hybride (de type VSM) de planification et pilotage de la production*

Les flèches rouges de la figure 2 représentent les flux de données en provenance de l'atelier quand les flèches vertes représentent les flux d'informations ou de connaissance. Dans un souci de clarté de la figure, seuls quelques exemples de flux de données et d'informations et connaissances sont représentés.

Considérons tout d'abord le niveau produit. Ce niveau présente la particularité de ne prendre en entrée que des données en provenance de l'atelier. Le processus de création de la connaissance à intégrer aux agents va donc être un processus relativement classique de transformation des données en information et d'extraction de connaissance de cette information. La principale difficulté va consister à déterminer quelles données sont nécessaires pour élaborer le besoin de connaissance de l'agent produit. On peut remarquer que ces données peuvent être de nature continue ou discrète, déterministe ou stochastique et l'outil d'élaboration de la connaissance devra prendre en compte la nature hybride des données.

Si l'on s'intéresse maintenant au niveau suivant, on constate que les entrées de ce niveau sont susceptibles d'être des données (agrégées ou non) en provenance directe

de l'atelier, mais aussi les informations et connaissances élaborées au niveau produit. La difficulté cette fois ci va être double :

- déterminer quelles données, mais aussi quelles informations et quelles connaissances du niveau produit sont nécessaires pour l'élaboration des connaissances à intégrer aux agents du niveau lot,
- définir un outil permettant d'agréger des entités de nature différente (données, information, connaissance) pour construire la connaissance désirée.

La connaissance désirée par les agents des niveaux supérieurs pourra alors être construite de manière récursive en exploitant la stratégie précédemment décrite.

D'autre part, un système de planification et de pilotage de la production de type MRP2 comprend en général cinq fonctionnalités principales auxquelles sont associées des prises de décisions sur des horizons différents :

- le plan stratégique (horizon annuel),
- le plan Industriel et Commercial PIC (horizon mensuel),
- le Programme Directeur de Production PDP (horizon hebdomadaire),
- l'ordonnancement (horizon journalier),
- la mise en œuvre (temps réel).

Comme il a été dit précédemment, toutes ces fonctions concernent à chaque niveau, différentes agrégations de produits. De nombreuses méthodologies ont été proposées pour la modélisation d'approches distribuées (PROSA, ADACOR, METAMORPH, ...). Cependant, aucun critère standardisé n'existe pour choisir la méthodologie adaptée au cas considéré et encore moins pour déterminer la structure du SMA considéré. La structure du SMA va alors être construite de manière heuristique en « singeant » la réalité physique ou informationnelle. Ainsi Créput (Créput 2008) constate que la modélisation peut être conduite en se focalisant sur les aspects fonctionnels, physiques ou abstraits. Ainsi le modèle précédemment décrit « singe » la structure MRP2 (les agents produits sont associés à des agents lots qui les englobent eux même englobés dans des agents ordre de production ...) qui n'est peut être pas forcément la plus intéressante. En fonction de la production, on peut envisager qu'un regroupement par couleur ou par client soit plus pertinent par exemple.

Dans ce cadre, il peut être intéressant de formaliser la construction de la structure du SMA selon deux aspects principaux :

- Quels types d'agents est il nécessaire de créer dans le système et avec quelle hiérarchie ?
- Quels doivent être les communications d'information entre agents (qui communique quoi avec qui) ?

Nous proposons de répondre à ces deux questions séquentiellement en faisant émerger des éléments de réponse directement des données disponibles. Pour ce faire,

la piste que nous parait la plus pertinente est celle des algorithmes d'apprentissage non supervisé qui permettent de regrouper les données sous formes de classes, les algorithmes se chargeant de déterminer le nombre et la forme des classes. Les techniques bio inspirées de type, colonies de fourmis, essaim d'abeille, bat intelligence ... doivent également être investiguées.

Une telle approche permettra, par exemple, de valider si la décomposition en agents « produits », « lots », « ordres de production », « production hebdomadaires » du modèle du paragraphe précédent est bien pertinente.

Dans un second temps, et selon la même approche, la détermination des protocoles de communication entre agents pourra être en partie extraite de jeux de données. Ce point permettra de caractériser le degré d'autonomie des agents.

L'objet du présent document n'est pas de décrire dans le détail chacune des étapes précédemment énoncées. Cependant, et dans le but d'illustrer les difficultés liées à l'exploitation de données, nous allons nous focaliser sur l'une d'entre elles. Si l'on s'intéresse au quadrant IV de la figure 2, une phase importante consiste dans la transformation des données en information puis en connaissance. Cette phase peut être réalisée par la conception d'un modèle de simulation et d'évaluation de performances. C'est cette phase que nous allons maintenant décrire en se focalisant sur un point, l'extraction de connaissance à partir de données.

7. Illustration : élaboration d'un modèle d'évaluation de performance

Afin d'illustrer les problèmes rencontrés lors de la phase d'extraction de connaissances à partir de données, nous allons présenter l'exemple de l'élaboration d'un modèle d'évaluation de performance par simulation.

L'un des objectifs principaux de la simulation de chaîne logistique est d'évaluer les performances de son pilotage dans le but d'aider à la prise de décision selon les niveaux cités précédemment.

Le modèle de simulation doit être construit en fonction de son objectif tout autant que de la chaîne à modéliser. Kleijnen et Smits (Kleijnen et Smits 2003) distinguent quatre types de simulation pour le contrôle d'une chaîne logistique parmi lesquels on retrouve la simulation à événement discrets qui présente l'avantage d'être assez détaillée et de pouvoir prendre en compte des incertitudes (Law et Kelton 2000).

Les deux difficultés principales que l'on rencontre lors de la modélisation d'une chaîne logistique sont la taille du système et la complexité de son système de pilotage sans oublier que la modélisation est le résultat du travail d'un modélisateur qui peut lui-même introduire de la complexité. Ceci nous a conduits à proposer une approche de construction de modèle réduit de simulation associant des modèles à événements discrets à des modèles continus dans le but de construire un modèle de simulation. Nous avons donc hybridé notre modèle en associant des sous modèles

continus et discrets (Thomas et Thomas 2011). A l’instar de Goldratt en Cox, nous nous appuyons sur le concept de goulot d’étranglement.

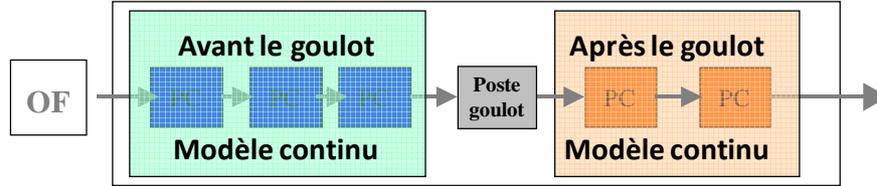


Figure 3. Principe du modèle réduit

La construction d’un modèle de simulation réduit va s’appuyer sur le principe décrit par la figure 3. Selon ce principe, en accord avec la théorie des contraintes, nous allons focaliser le modèle sur le fonctionnement des postes goulots. Les autres postes de charges seront alors modéliser à l’aide d’un modèle plus grossier de type continu.

L’objectif est de rendre cette étape de modélisation continue des postes de charges non cruciaux la plus automatique possible afin de consommer le moins de temps possible du modélisateur. Nous allons donc construire ces modèles à l’aide de réseaux de neurones de type perceptron multicouches qui exploitent un apprentissage supervisé et dont la structure est donnée par :

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

Où x_h^0 représentent les n_0 entrées du réseau, w_{ih}^1 représentent les poids connectant la couche d’entrée à la couche cachée, b_i^1 représentent les poids des neurones de la couche cachée, $g(.)$ représente la fonction d’activation des neurones cachés, ici la tangente hyperbolique, w_i^2 représentent les poids connectant les neurones cachés au neurone de sortie, b est le biais du neurone de sortie et z est la sortie du réseau.

La détermination des poids et biais du réseau qui en sont les paramètres s’effectuent par l’intermédiaire d’un apprentissage supervisé. Cet apprentissage s’effectue en deux phases :

- une phase d’initialisation. Le choix des poids et biais initiaux peut s’effectuer de manière aléatoire ou utiliser des algorithmes plus

complexes (Thomas et Bloch 1997). Nous utiliserons ici l'algorithme de Nguyen et Widrow (1990),

- une phase d'apprentissage. Une fois de plus de nombreux algorithmes existent. Nous utilisons l'algorithme de Levenberg-Marquadt qui se comporte comme un algorithme du Hessien lorsque l'on se trouve loin de la solution et comme un algorithme du gradient lorsque l'on s'en rapproche (Thomas et Bloch 1996).

Le modèle neuronale a pour but de décrire l'alimentation d'un goulot d'étranglement. De ce fait, il doit modéliser un temps d'écoulement de pièces entre deux goulots d'étranglement. Ce temps d'écoulement est une notion continue parfaitement modélisable à l'aide d'un réseau de neurones.

Une première étape consiste donc à collecter ces temps d'écoulement dans l'historique de production ainsi que les valeurs des variables explicatives correspondantes qui serviront, elles, d'entrées des modèles neuronaux.

Par contre, si ces variables explicatives peuvent être d'autres notions continues comme, par exemple, des taux d'occupations de machine, des tailles de stock tampons..., elles peuvent également être des notions discrètes telles qu'un choix de gamme, le passage sur une machine A plutôt qu'une machine B ou C... la question est alors, comment prendre en compte ces données discrètes ?

Nous avons montré que si certaines données discrètes peuvent être utilisées sans précautions particulières, ce n'est pas le cas de toutes, et l'apprentissage ne parvient pas toujours à prendre correctement en compte certaines données discrètes (Thomas *et al.*, 2009).

Pour répondre à ce problème, deux approches peuvent être utilisées.

La première se rapproche de la philosophie de l'approche multi modèles. En effet, nous pouvons considérer que si certaines données discrètes ne peuvent être prises en compte, c'est du fait que leur changement d'état induit des changements de comportement trop important pour le système. C'est-à-dire, que les données discrètes vont permettre de définir différentes zones de fonctionnement du système et il sera alors nécessaire de construire un modèle neuronal par zone de fonctionnement. Ainsi par exemple, si notre système possède 2 variables discrètes X1 et X2 pouvant prendre 3 et 2 états respectivement, notre système pourra se trouver dans $2*3=6$ zones de fonctionnement et nécessitera 6 modèles neuronaux à apprendre (Figure 4).

Les avantages de cette approche sont que, tous les modèles neuronaux n'utilisent que des données continues en entrées ce qui simplifie l'apprentissage. De plus, la structure des modèles neuronaux comprendra moins de neurones d'entrée et moins de neurones cachés ce qui diminuera les temps de calcul aussi bien durant les phases d'apprentissage que d'exploitation. A contrario, les principaux points négatifs sont la multiplication du nombre de réseaux de neurones à construire et la nécessité de

mettre en place un système de sélection de modèle en fonction des états des variables discrètes (Thomas *et al.*, à paraître).

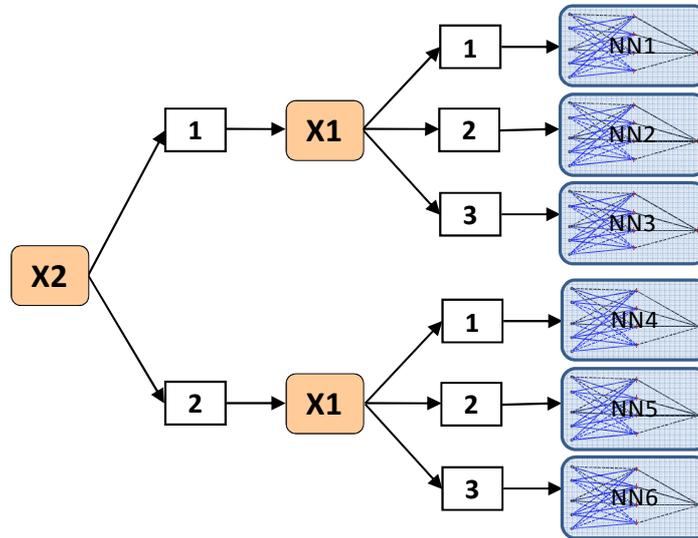


Figure 4. *Prise en compte de données discrètes –approche multi modèles*

La deuxième approche va consister à binariser les variables discrètes qui posent problème et à utiliser ces nouvelles variables comme entrée du réseau de neurones. En reprenant le même exemple que précédemment, nous utiliserons alors 5 variables pouvant prendre les états 0 ou 1 : « X2=1 » ; « X2=2 » ; « X1=1 » ; « X1=2 » ; « X1=3 ». Le principal avantage de cette approche est que nous n'utilisons qu'un seul réseau de neurones qui modélise l'ensemble du système. A contrario, ce modèle neuronal comprend beaucoup plus de neurones d'entrée et cachés ce qui allonge les temps de calculs durant les phases d'apprentissage et d'exploitation (Thomas et Thomas, 2009).

Ces deux approches ne sont pas antinomiques et une solution optimale consiste vraisemblablement en un mix des deux afin de limiter à la fois l'explosion du nombre de modèles neuronaux à apprendre et la taille de chacun de ces modèles.

Pour construire un modèle neuronal, il est nécessaire également d'en déterminer la structure et cette tâche reste un problème crucial. En effet, même si les travaux de Cybenko (Cybenko 1989) et Funahashi (Funahashi 1989) ont montré qu'une seule couche cachée utilisant des fonctions d'activation du type sigmoïdal était suffisant pour pouvoir approximer toute fonction non linéaire avec la précision voulue, rien n'est dit a priori sur le nombre de neurones cachés à utiliser. L'idée la plus naturelle consisterait donc à choisir le plus grand nombre de neurones cachés possible ce qui permettrait d'obtenir la plus grande précision. Malheureusement, nous ne nous

posons pas un problème d'approximation uniforme mais bien un problème d'ajustement d'une fonction à un nombre fini de points (Dreyfus, *et al.* 2002). Dans ce cadre, le risque est que le réseau apprenne le bruit sur la fonction et non plus la fonction et nous nous trouvons face à un problème de surapprentissage. Pour répondre à ce problème, diverses techniques ont été proposées comme les méthodes de régularisation telle que l'arrêt prématuré (early stopping) (Drucker 2002) ou les méthodes de pénalisation (Bartlett 1996 ; Cawley et Talbot, 2007). L'utilisation de critère robuste permet également de limiter les effets du surapprentissage (Thomas et Bloch, 1998).

Cependant, la recherche de la structure optimale du réseau permet, à la fois, d'éviter le problème de surapprentissage tout en optimisant les temps de calcul. Deux approches existent pour construire la structure du réseau. La première est une approche constructive où la couche cachée est construite de manière itérative. On peut citer par exemple, les travaux de Rivals et Personnaz (Rivals et Personnaz 2003), de Ma et Khorasani (Ma et Khorasani 2004) ou encore de Setiono (Setiono, 2001).

Pour notre part, nous privilégions la deuxième approche qui consiste à partir d'une structure incluant un grand nombre de neurones cachés puis d'éliminer ces derniers en commençant par les moins significatifs (Hassibi *et al.*, 1993 ; Reed 1993 ; Xu et Ho, 2006 ; Zeng et Yeung, 2006). L'avantage de cette approche est de permettre pour un certain nombre d'algorithmes d'effectuer simultanément la détermination de la taille de la couche cachée et la sélection des variables d'entrées en éliminant les variables non pertinentes (Engelbrecht, 2001 ; Hassibi *et al.*, 1993 ; Setiono et Leow, 2000 ; Thomas et Thomas, 2008a). Cette approche permet de résoudre deux problèmes simultanément :

- la détermination de la taille de la couche cachée,
- la sélection des variables d'entrées.

Ces algorithmes sont regroupés sous le terme d'algorithmes d'élagages (pruning algorithms). Ils peuvent être subdivisés en deux sous groupes (Lauret *et al.*, 2006) :

- « Weight saliencies pruning »,
- « Output sensitivity analysis pruning ».

Nous avons testé l'algorithme proposé par Engelbrecht (Engelbrecht, 2001) et comparé aux algorithmes OBS (Hassibi *et al.*, 1993) et N2PFA (Setiono et Leow, 2000) sur deux exemples de simulation (Thomas et Thomas, 2008a), et également pour construire le modèle réduit d'une scierie (Thomas et Thomas, 2008b).

Des résultats obtenus, on a montré que l'association de deux algorithmes (extension de l'algorithme d'Engelbrecht et N2PFA) permet d'obtenir, dans les meilleurs délais, la structure optimale du réseau de neurones. En effet une première phase de pruning utilisant l'algorithme le plus rapide, c'est-à-dire, l'extension de l'algorithme d'Engelbrecht permet de rapidement estimer correctement le nombre de neurones cachés nécessaires. Dans une deuxième phase, l'algorithme N2PFA,

travaillant sur une structure initiale plus réduite (moins de neurones cachés), va permettre de finaliser la structure du réseau de neurones en supprimant les entrées inutiles.

En résumé, et pour conclure, on peut affirmer que les données sont bien une source incontournable de connaissance trop souvent sous exploitée car leur exploitation peut s'avérer gourmande en temps humain. Il existe cependant des outils, tel que l'apprentissage en général et les réseaux de neurones en particulier, permettant de rendre plus automatique cette exploitation. Encore faut-il être prudent et s'assurer de répondre positivement aux questions suivantes :

- Est ce que les données disponible incluent bien l'ensemble de l'information nécessaire ?
- Est-ce que toutes les données collectées sont bien nécessaire ?
- Comment doit-on concilier des données de natures différentes dans un même modèle ?

L'échec de la phase d'apprentissage correspondra à une réponse négative à la première question ce qui impliquera la nécessité d'améliorer l'instrumentation afin de collecter les données manquantes et ainsi, de compléter la base de données. Pour les deux autres questions, nous venons de rappeler succinctement des méthodes et outils permettant d'y répondre simplement et efficacement.

8. Conclusion

Dans cet article nous avons présenté les nouvelles avancées dans le domaine des systèmes contrôlés par les produits. Diverses voies sont désormais ouvertes qui montrent l'avantage de donner aux objets (en particulier pour ce travail, dans le contexte de systèmes de production et de logistique) des capacités de réaction face aux modifications de leur environnement. Les approches bio-inspirées se sont montrées à ce jour, prometteuses pour régir le comportement de ceux-ci. Toutes les voies ouvertes conduisent à mettre les produits, les objets, en action en fonction des informations qu'ils perçoivent. Les données extraites du système physique dans lequel ces produits évoluent sont donc plus que jamais importantes. Les techniques permettant d'exploiter ces données brutes pour mettre à disposition des informations organisées et contextualisées sont donc nécessaires. C'est pourquoi nous avons aussi montré en quoi les machines d'apprentissage, dans ce contexte, ont trouvé un rôle nouveau. Il reste, pour autant, un frein important au développement de ces outils et approches : l'homme. En effet, du temps que celles-ci restent au niveau de l'aide et de l'assistance à l'action de l'homme, elles trouvent et trouveront sûrement des applications. Mais dès lors qu'elles donnent le sentiment de prendre sa place elles se heurtent à des réactions négatives. L'enjeu essentiel à notre avis de ce type de systèmes est le raccourcissement du temps de réaction et la pertinence de la décision face à un événement jugé significatif dans le système considéré. Un autre enjeu

réside encore dans la sécurité, des hommes et des ressources en général. Nous pensons que ce n'est pas effectivement leur rôle d'en prendre leur place !.

9. Commentaires et remerciements

Cet article s'appuie sur de nombreux travaux que nous avons menés et encadrés. Nous ne saurions donc pas le conclure sans remercier tous les chercheurs qui ont travaillé avec nous sur ce sujet si passionnant. Nous tenons, en particulier, à remercier M. C. Herrera pour sa contribution lors de ses travaux de thèse.

10. Bibliographie

- Aujac G., *Eratosthène de Cyrène, le pionnier de la géographie : sa mesure de la circonférence terrestre*, Paris, Ed. du CTHS, 2001.
- Babiceanu R., Chen F., «Development and applications of holonic manufacturing systems: a survey.», *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2006, p. 111-131.
- Bartlett P.L., «For valid generalization, the size of the weights is more important than the size of the network.», *Neural Information Processing Systems*, Denver, USA, 1996, p. 134-140.
- Beer S., «The viable system model: Its provenance, development, methodology and pathology .», *Journal of the Operational Research Society*, 1984, p. 7-25.
- Cawley G.C., Talbot N.L.C., «Preventing over fitting during model selection via Bayesian regularization of the hyper parameters.», *Journal of Machine Learning Research*, 2007, p. 841-861.
- Costanza J., *The quantum leap in speed to market*. Institut of Technology, Inc., 1996.
- Covanich W., McFarlane D., «Assessing ease of reconfiguration of conventional and holonic manufacturing systems: approach and case study.», *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 2009, p. 1015-1024.
- Créput J.C., «Hybridation de métaheuristiques pour la résolution distribuée de problèmes d'optimisation spatialisés.», Habilitation à diriger les Recherches, Université de Bourgogne, 2008.
- Cybenko G., «Approximation by superposition of a sigmoïdal function.», *Mathematics of Control Signals and Systems*, 1989, p. 303-314.
- Dreyfus G., Martinez J.M., Samuelides M., Gordon M.B., Badran F., Thiria S., Hérault L. *Réseaux de neurones : Méthodologies et applications.*, Paris, France, Editions Eyrolles, 2002.
- Drucker H., «Effect of pruning and early stopping on performance of a boosting ensemble .», *Computational Statistics and data analysis*, 2002, p. 393-406.
- Engelbrecht A.P., «A new pruning heuristic based on variance analysis of sensitivity information .», *IEEE transactions on Neural Networks* , 2001, p. 1386-1399.
- Funahashi K., «On the approximate realization of continuous mapping by neural networks .», *Neural Networks*, 1989, p. 183-192.
- Goldratt E., Cox J., *The goal: A process of ongoing improvement, 2nd revised edition*, Great Barrington, USA: North River Press, 1992.

- Hassibi B., Stork D.G., Wolff G.J., «Optimal brain surgeon and general network pruning.», *IEEE International Conference on Neural Networks*. San Francisco, USA, 1993, p. 293-299.
- Herrera C., «Proposition d'un cadrage générique de modélisation et de simulation de planifications logistiques dans un contexte de décisions partiellement distribuées.», thèse de doctorat, Nancy Université, 2011.
- Kleijnen J.P.C., Smits M.T., «Performance metrics in supply chain management.», *Journal of Operational Research Society*, 2003, p. 507-714.
- Koestler A., *The ghost in the machine*. Macmillan, 1968.
- Krafcik J., «Triumph of the lean production system.», *Sloan Management Review*, 1988, p. 41-52.
- Lauret P., Fock E., Mara T.A., «A node pruning algorithm based on a Fourier amplitude sensitivity test method.», *IEEE Transaction on Neural Networks*, 2006, p. 273-293.
- Law A.M., Kelton W.D., *Simulation modelling and analysis, third edition*, Boston, USA: McGraw-Hill, 2000.
- Leitao P., «Agent-based distributed manufacturing control: a state-of-the-art survey.», *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 2009, p. 979-991.
- Ma L., Khorasani K., «New training strategies for constructive neural networks with application to regression problems.», *Neural Network*, 2004, p. 589-609.
- Marik V., McFarlane D., «Industrial adoption of agent-based technologies.», *IEEE Intelligent Systems*, 2005, p. 27-35.
- Marik V., Lazansky J., «Industrial applications of agent technologies.», *Control Engineering Practice*, 2007, p. 1364-1380.
- McFarlane D., Sarma S., Chirn J., Wong C., Ashton K. «Auto ID systems and intelligent manufacturing control.», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, p. 365-376.
- Meyer G., Främling K., Holmström J., «Intelligent products : a survey.», *Computers in Industry*, 2009, p. 134-148.
- Morel G., Panetto H., Zaremba M., Mayer F., «Manufacturing enterprise control and management system engineering: paradigms and open issues.», *Annual Reviews in Control*, 2003, p. 199-209.
- Morel G., Valckenaers P., Faure J.M., Pereira C.E., Diedrich C., «Manufacturing plan control challenges and issues.», *Control Engineering Practice*, 2007, p. 1321-1331.
- Nguyen D., Widrow B., «Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptative weights.», *International Joint Conference on Neural Networks IJCNN'90*, Washington, 1990, p. 21-26.
- Pechoucek M., Rehak M., Charvat P., Vlcek T., Kolar M., «Agent-based approach to mass-oriented production planning: case study.», *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C*, 2007, p. 386-395.
- Reed R., «Pruning algorithms - a survey.», *IEEE transactions on Neural Networks*, 1993, p. 740-747.
- Rivals I., Personnaz L., «Neural network construction and selection in nonlinear modelling.», *IEEE transaction on neural networks*, 2003, p. 804-819.
- Setiono R., «Feedforward neural network construction using cross validation.», *Neural Computation*, 2001, p. 2865-2877.
- Setiono R., Leow W.K., «Pruned neural networks for regression.», *6th Pacific RIM International Conference on Artificial Intelligence PRICAI'00*, Melbourne, Australie, 2000, p. 500-509.

- Tennant G., *SIX SIGMA: SPC and TQM in manufacturing and services*, Gower Publishing, Ltd., 2001.
- Tharumarajah A., «Comparison of the bionic, fractal and holonic manufacturing system concepts.», *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 1996, p. 217-226.
- Thomas A., *De la planification au pilotage pour les chaines logistiques*, Habilitation à diriger les recherches, Nancy: Université Henri Poicéré Nancy 1, 2004.
- Thomas P., Bloch G., «From batch to recursive outlier-robust identification of non-linear dynamic systems with neural networks.», *IEEE International Conference on Neural Networks ICNN'96*, Washington, USA, 1996, p. 178-183.
- Thomas P., Bloch G., «Initialization of one hidden layer feed-forward neural networks for non-linear system identification.», *15th IMACS World Congress on Scientific Computation, Modelling and Applied Mathematics WC'97*, Berlin, Allemagne, 1997, p. 295-300.
- Thomas P., Bloch G., «Robust Pruning for multilayer perceptrons.», *IMACS/IEEE Multiconference on Computational Engineering in Systems Applications CESA'98*, Nabeul-Hammamet, Tunisie, 1998, p. 17-22.
- Thomas P., Thomas A., «Elagage d'un perceptron multicouches : utilisation de l'analyse de la variance de la sensibilité des paramètres.», *5^{ème} Conférence Internationale Francophone d'Automatique CIFA'08*, Bucarest, Roumanie, 2008a.
- Thomas P., Thomas A., «Sélection de la structure d'un perceptron multicouches pour la réduction d'un modèle de simulation d'une scierie.», *5^{ème} Conférence Internationale Francophone d'Automatique CIFA'08*, Bucarest, Roumanie, 2008b.
- Thomas P., Thomas A., «How deals with discrete data for the reduction of simulation models using neural network.», *13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing INCOM'09*, Moscou, Russie, 2009.
- Thomas P., Thomas A., «Multilayer perceptron for simulation models reduction: Application to a sawmill workshop.», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2011, p. 646-657.
- Thomas P., Thomas A., Suhner M.C., «Reduction of product driven system emulation models based on neural network: impact of discrete data.», *International Conference on Industrial Engineering and Systems Management IESM'09*, Montréal, Canada, 2009.
- Thomas P., Thomas A., Suhner M.C., «A neural network for the reduction of a product driven system emulation model.», *Production Planning and Control*, à paraître.
- Trentesaux D., «Les systèmes de pilotage hétérarchiques : Innovations réelles ou modèles stériles ?», *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, 2007, p. 1165-1202.
- Ueda K., «A concept for bionic manufacturing systems based on DNA-type information.», *IFIP TC5/WG5 International PROLAMAT conference on Human Aspects in Computer Integrated Manufacturing*. North-Holland Publishing Co, 1992, p. 853-863.
- Ueda K., «Emergent synthesis methodologies for manufacturing.», *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 2001, p. 535-551.
- Valckenaers P., Van Brussel H., Verstraete P., Germain B., Hadeli S., «Schedule execution in autonomic manufacturing execution systems.», *Journal of Manufacturing Systems*, 2007, p. 75-84.
- Van Brussel H., Wyns J., Valckenaers P., Bongareerts L., Peeters P., «Reference architecture for holonic manufacturing systems: PROSA.», *Computers in Industry*, 1998, p. 255-274.
- Vollman T., Berry W., Whybark D., *Manufacturing planning and control systems*. New-York: McGraw-Hill, 1997.

- Vrba P., Macurek F., Marik V., «Using radio frequency identification in agent-based control systems for industrial applications.», *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 2008, p. 331-342.
- Waldner J.B., *Principles of computer-Integrated manufacturing* . New-York: John Wiley & Sons, 1992.
- Warnecke H.J., Hüser M. *The fractal company*. Berlin: Springer Verlag, 1993.
- Wooldridge M., Jennings N., «Agent theories architectures, and languages: a survey.», *Intelligent Agent*, 1995, p. 1-39.
- Xu J., Ho D.W.C., «A new training and pruning algorithm based on node dependence and Jacobian rank deficiency.», *Neurocomputing*, 2006, p. 544-558.
- Yoshikawa H., «Manufacturing and the 21st century-intelligent manufacturing systems and the renaissance of the manufacturing industry.», *Technological Forecasting and Social Change*, 1995, p. 195-213.
- Zeng X., Yeung D.S., «Hidden neuron pruning of multilayer perceptrons using a quantified sensitivity measure.», *Neurocomputing*, 2006, p. 825-837.