



HAL
open science

Pilotage en Injection Plastique – Etat de l’Art

Pierre Nagorny, Eric Pairel, Maurice Pillet

► **To cite this version:**

Pierre Nagorny, Eric Pairel, Maurice Pillet. Pilotage en Injection Plastique – Etat de l’Art. 12ème Congrès International de Génie Industriel (CIGI 2017), May 2017, Compiègne, France. hal-01551840

HAL Id: hal-01551840

<https://hal.science/hal-01551840>

Submitted on 11 Apr 2018

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Pilotage en Injection Plastique – Etat de l’Art

PIERRE NAGORNY¹, ERIC PAIREL¹, MAURICE PILLET¹

¹ SYMME, Université Savoie Mont Blanc
7 Chemin de Bellevue, France
pierre.nagorny@univ-smb.fr

Résumé -

Le procédé d’injection des thermoplastiques permet la production de pièces complexes en grandes séries, où les exigences de qualités sont croissantes. Le pilotage peut s’appuyer sur des méthodes issues de la théorie du contrôle, de l’analyse statistique ou de la modélisation par réseaux de neurones. Le procédé d’injection est séquencé en phases successives. Chaque phase possède des paramètres influant non-linéairement sur les phases suivantes et les caractéristiques du produit fini. Notre revue propose d’analyser les méthodes développées pour réguler et ajuster le procédé. Nous proposons une représentation générale du procédé, où chaque paramètres et caractéristiques peut être positionner. Celle-ci modélise les dépendances entre paramètres et caractéristiques pendant l’ensemble du cycle de production. Une évaluation complète des corrélations entre paramètres et caractéristiques des produits, permettrait de proposer une méthode d’ajustement de l’ensemble des paramètres du procédé, pour optimiser la qualité du produit. Il sera alors nécessaire de spécifier la notion de qualité des pièces injectées et d’optimiser les méthodes de métrologie. De larges champs de recherches sont ouverts.

Abstract -

Thermoplastics injection molding allows the production of complex parts in industrial quantity, while quality requirements increased. Process control can use theory of control, statistical analysis or neural network modeling. Injection molding is sequenced in successive phases. Each phase has non-linear parameters which influence next phases and characteristics of the finished product. Our review proposes to analyze several methods developed to regulate and adjust the process. We propose a global representation of the process, where all parameters and characteristics can be positioned. Our representation models the dependencies between parameters and characteristics for the entire production cycle. Correlations analysis between parameters and characteristics of the products would make it possible to propose a method for adjusting all the process parameters to optimize the quality of the product. It will then be necessary to define the quality of injected parts and to optimize metrology methods. Extensive research fields are open.

Mots clés - injection plastique, pilotage, contrôle qualité, paramètres procédé, modélisation du procédé.

Keywords – process control, injection molding, process parameters, quality control, process model.

1 INTRODUCTION

Les matières plastiques, précédemment réservées à des fonctions ne nécessitant pas grandes précisions géométriques, sont aujourd’hui choisies pour leurs qualités fonctionnelles. Les pièces injectées gagnent du terrain sur les techniques plus traditionnelles. Les tolérances géométriques et qualités sensorielles (tactiles, visuelles) ne font que s’accroissent. La recherche d’optimisation du pilotage des presses à injecter (Figure 1) fait souvent appel à un savoir-faire holistique du régulateur, difficile à formaliser. L’optimisation peut aujourd’hui bénéficier des avancées en théorie du contrôle, capteurs et traitement du signal, algorithmique et analyse statistique. L’enjeu industriel de la mise en place d’une méthode de pilotage du procédé robuste et auto-adaptative répond aux besoins de l’industrie du futur. Le savoir-faire du technicien régulateur atteint ses limites sur des pièces complexes aux spécifications élevées. De plus, un asservissement complet du procédé permettrait de réduire les temps et les coûts de développements, d’installation, de qualification et de transfert des outillages. L’objectif de cette présentation est de fixer les enjeux et de faire une revue bibliographique des méthodes de pilotage en injection des thermoplastiques. Nous nous intéresserons dans un premier temps à la modélisation du

procédé d’injection, pour ensuite traiter des techniques de réglage maîtrise du procédé, et enfin du pilotage du procédé à partir de la qualité des pièces produites. La phase de transformation de la matière appelée « dosage » se compose de phénomènes complexes et instables qui se répercutent sur la phase d’injection [Béreaux et al., 2013], [Pham, 2013]. L’objectif est de réduire les variations créées par la plastification. Un profil de vis étudié peut, par exemple, limiter l’apparition de fusion incomplète en homogénéisant la matière. La viscosité de la matière est une variable clé. Sa variation est non linéaire en fonction de la température et de la pression [Shenoy et Saini, 1988], [Aho et Syrjälä, 2010]. De plus, l’usure de la vis, tout comme les variations de la composition de la matière, entre en jeu.

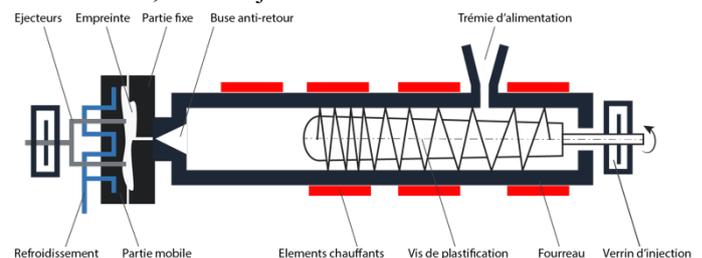


Figure 1. Schéma d'une presse à injecter

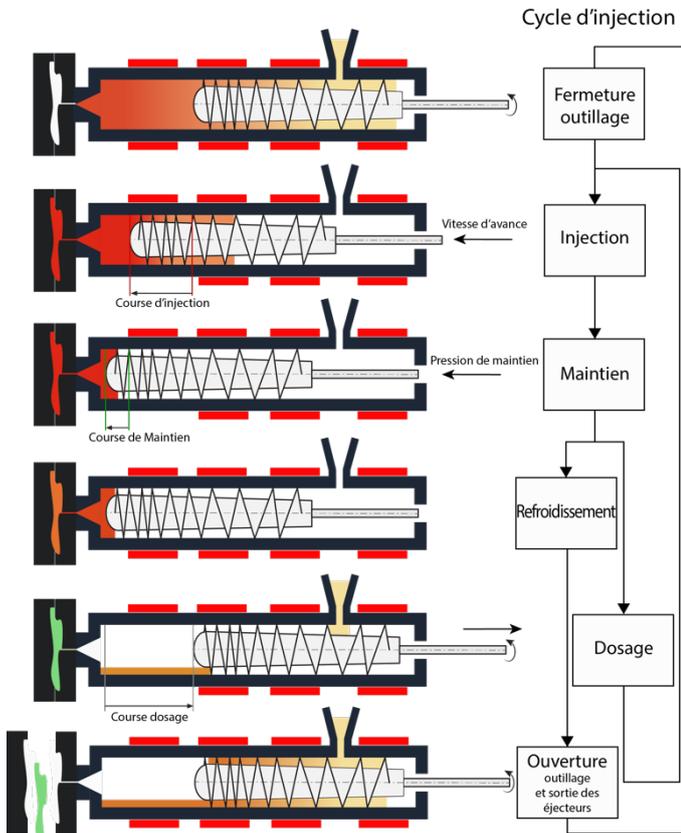


Figure 5. Cycle d'injection

et de refroidissement : les canaux de distribution de la matière sont maintenus à température par des éléments chauffants de sorte que la matière reste à l'état fondu dans les canaux pendant l'ensemble du cycle. Enfin, des moules à refroidissement actif capable de dissiper rapidement la chaleur réduisent la durée du refroidissement [Kazmer et Hatch, 1999]. Afin de mettre en évidence la séquence d'un cycle du procédé, nous proposons un schéma complet d'un cycle d'injection (Figure 5, l'échelle des différents éléments n'est pas respectée). Celui-ci propose un schéma bloc dans lequel le dosage est réalisé en parallèle du refroidissement

3.2 Interdépendances des phases du procédé

Nous proposons de découper le procédé en cinq phases successives. Nous proposons une représentation (Figure 6) Zig Zag Process dans les deux derniers piliers définis par l'approche *Axiomatic Design* [Suh, 1990] complémentaire du schéma-bloc précédent (Figure 5). A la différence de la vue système (Figure 3), la représentation Zig Zag fait apparaître les enjeux du procédé : les variables du procédé {PVi} et les caractéristiques du produit lors de chacune des phases {DPi}. Les caractéristiques du produit fini {DP} sont fonctions de l'ensemble des phases. De plus, chaque phase est fonction des phases précédentes et des variables du procédé. Si un réglage est modifié au niveau de l'une des étapes, les caractéristiques du procédé pour toutes les étapes suivantes seront modifiées. Dans la suite de notre présentation des méthodes de pilotage, nous indiquerons à quelle étape de notre représentation correspond les études citées.

3.1 Commande des transitions de phases

3.1.1 De la phase d'injection au maintien

Lors de la transition de la phase d'injection à la phase de maintien, l'asservissement de la machine change (Figure 3). En phase d'injection, c'est la position et la vitesse de la vis ou

la pression hydraulique d'injection qui est asservie ({PV3} Figure 6). Cet instant de transition, appelé point de commutation, peut-être spécifié comme une durée, une vitesse de vis ou une position de vis. Les systèmes de pilotages industriels commerciaux permettent également de définir une valeur de pression maximale mesurée dans le moule qui déclenche la commutation. Cette dernière solution est souvent retenue dans l'industrie. [Kazmer et al., 2010] compare 7 techniques de commande du point de commutation. Il conclue que la température mesurée dans le moule est la plus robuste, et permet de rejeter les variations d'autres paramètres. Le contrôle en position créer une variation des caractéristiques sur les produits deux fois plus élevée qu'un contrôle basé sur la température mesurée dans le moule. Enfin, la commande de commutation par un délai temporel est la moins reproductible avec une variation dix fois supérieure. La commande par pression mesurée dans le moule s'est imposée dans l'industrie car elle permet de garantir la production de pièces complètes sans manque de matière. La pression mesurée n'est néanmoins pas un paramètre indépendant des autres paramètres car elle est fonction de la vitesse et de la température du fondu. L'emplacement des capteurs dans le moule doivent aussi être choisi judicieusement, c'est pourquoi [Garcia et al., 2014] propose de déterminer l'emplacement optimal à partir de l'analyse des mesures obtenues dans des simulations pour de multiples emplacements. Pendant la phase de maintien c'est la pression hydraulique de maintien qui est asservie selon un profil prédéfini ou bien en pression constante car cela garanti un compromis global de qualité des pièces [Chen, 2002].

3.1.2 De la phase de maintien au refroidissement

Le canal d'injection relie la buse à l'empreinte. La transition entre maintien et refroidissement doit se faire en fonction de l'état de la matière dans le canal. La solidification de la matière autorise le relâchement de la pression hydraulique et le recul de la vis pour débiter la phase de dosage. La durée de maintien est traditionnellement réglée par un délai temporel préalablement fixé ({PV2} Figure 6). C'est pourquoi [Thomas et al., 1996] développe un capteur de solidification qui permet de piloter le temps de maintien par la détection de la solidification. De même que Chen [Chen, 2002] qui détecte le refroidissement de la matière afin de relâcher la pression de maintien au moment idéal, pour ne pas trop contraindre la matière solidifiée ou en cours de solidification.

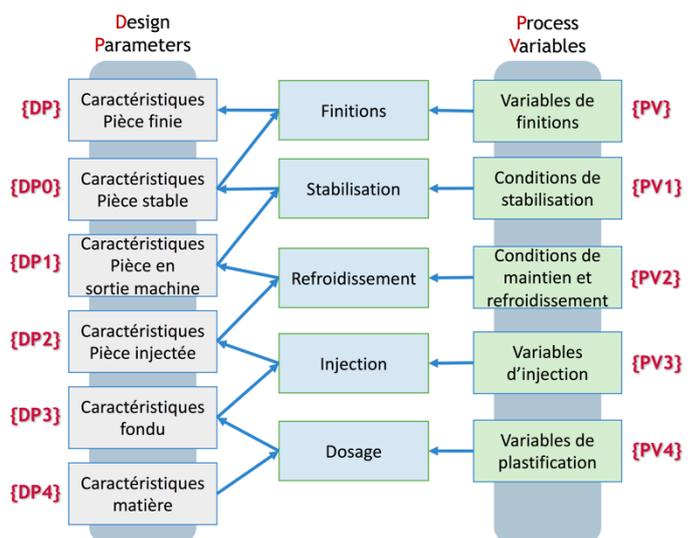


Figure 6. Représentation Zig Zag

4 MODELISATION DU PROCÉDE

Dans un état de l'art du pilotage des procédés d'injection, Agrawal [Agrawal et al., 1987] estime que de futurs travaux devront concerner la construction d'un modèle multivarié du procédé afin de prendre en compte l'ensemble des paramètres.

4.1 Modèles théoriques

Ces modèles sont difficiles à développer et à adapter en fonction des changements du procédé car les équations sont multi-physiques. Shankar [Shankar, 1978] a, le premier, développé un modèle non linéaire en temps discret pour optimiser la vitesse d'avance de la vis et le débit d'injection dans le but d'obtenir une pièce aux caractéristiques définies. Par la suite, [Shankar et Paul, 1982] ont proposé un modèle mathématique non linéaire discret de l'ensemble du procédé validé par une comparaison entre simulations et essais expérimentaux. [Chiu et al., 1991] analyse les profils de pression dans le moule ce qui leur permet de proposer un modèle dynamique du procédé qu'ils évaluent. Leur modèle est du huitième ordre et utilise huit variables d'état : délai avant le début du dosage, pression d'arrivée de la matière pour le dosage ($\{DP3+PV4\}$ Figure 6), pression d'injection, position de la vis, pression de la vis, volume du polymère dans l'empreinte et débit du polymère ($\{DP2+PV3\}$). [Béreaux et al., 2004] propose un modèle de la plastification ($\{PV4\}$). [Moguedet et al., 2009] propose un modèle théorique résolu par calculs en éléments finis, à partir des lois d'écoulement non-Newtoniennes et de transformation de la matière. Ces simulations sont coûteuses en temps. Malgré les puissances de calcul aujourd'hui disponibles, leur utilisation pendant un temps de cycle pour piloter est toujours incompatible. Elles sont en revanche indispensables en phase de conception des pièces et outillages car elles permettent d'anticiper des validations expérimentales. Elles permettent ainsi d'optimiser les conceptions itérativement [Gao et al., 2008].

4.2 Modèle polynomiale par Plan d'expériences

Les plans d'expériences permettent de construire un modèle polynomiale d'un système multivarié. Ils permettent de minimiser la quantité d'essais expérimentaux à réaliser. Les essais sont réalisés suivant une table de variation des paramètres préétablie. Une analyse statistique permet de détecter des corrélations entre paramètres et résultats, et ainsi affiner la campagne d'essai à réaliser pour obtenir un point de fonctionnement. Blyskal et Meheran [Blyskal et Meheran, 1994] utilisent les plans d'expériences afin de déterminer les paramètres optimaux pour produire des dimensions de pièces cibles. Fei et al. [Fei et al., 2013] réalisent une étude rétrospective de l'utilisation des méthodes de Taguchi en injection des plastiques. Ils analysent leur intégration avec d'autres méthodes pour optimiser le réglage des paramètres du procédé. Ils distinguent leurs utilisations pour optimiser la conception d'une pièce ou d'un moule en simulation numérique ou pour produire une base de données de mesures ressources pour la modélisation par réseaux de neurones.

4.3 Modélisation par réseaux de neurones

Proposées dans les années 80 dans nombre de systèmes industriels, ceux-ci présentent aujourd'hui un regain d'intérêt de par leurs performances et leurs taux d'erreur très faible. Le procédé d'injection plastique possède des paramètres liés et non linéaires. La réponse des réseaux de neurones aux problèmes non linéaires multi-paramètres présente un potentiel élevé. Un réseau de neurones est un modèle relationnel composé de nœuds interconnectés (neurones), liés et pondérés.

Chaque neurone possède une ou plusieurs entrées et sorties. Le réseau le plus utilisé est le réseau à réaction par propagation inverse (feed-forward Back-Propagation Neural Network, BPNN défini par [Rumelhart et al., 1986]). Celui-ci se construit par itération d'apprentissage : pour une entrée, la sortie donnée par le réseau est comparée à la sortie attendue. La différence est alors propagée depuis les nœuds de sortie vers l'entrée en ajustement successivement les coefficients de pondérations. La phase d'apprentissage demande une base de données conséquente. Le jeu de données peut provenir des systèmes experts, de simulations, tout autant que d'une campagne d'essai expérimentaux d'un outillage. Les ressources demandées pour l'apprentissage du réseau sont grandes, car il faut solliciter la réponse du réseau plusieurs milliers de fois, mais cela ne doit être réalisé qu'une unique fois. La réponse à une sollicitation sur un réseau entraîné est instantanée car ce n'est qu'un modèle relationnel. [Schnerr-Häselbarth et Michaeli, 2000] propose le système « *Intelligent Quality Control* ». Il s'agit d'une interface informatique centralisant le pilotage et les mesures réalisées sur l'ensemble du parc machine et qui permet de réaliser les essais pour la phase d'apprentissage. Un algorithme à réseaux de neurones récursifs est développé pour prédire la qualité des pièces produites à partir des variables du procédé (détaillé en 7.3.1).

5 REGLAGE INITIAL DU POINT DE FONCTIONNEMENT

Plusieurs modèles et méthodes permettent de définir et de régler un point de fonctionnement optimal pour obtenir les caractéristiques-produits attendues. Dans l'industrie plastique, l'approche classique de réglage est l'essai-erreur réalisé par un opérateur régleur qualifié. Les premiers cycles de la production sont dédiés au réglage. Des échantillons sont pris et leur qualité est mesurée. L'opérateur utilise alors ses connaissances pour améliorer les réglages. Richard et al. [Richard et al., 2009] analysent les stratégies employées par des régleurs professionnelles. Les observations ont été recueillies par Pastré en 1994 [Pastré, 1994] et mises à jour en 2004 [Pastré et Samurçay, 2004] auprès de 13 régleurs d'une entreprise de fabrication de produits à grande qualité de finition. Leurs niveaux de compétence et leurs parcours professionnels sont variés. Certains ont une formation technique mais beaucoup ont appris sur le tas. Les résultats de cette étude montrent que la cause principale des différences de réaction entre régleurs : la dispersion de réglage, est liée à la difficulté de lecture de la courbe de pression hydraulique mesurée par la machine, qui est utilisée par les régleurs pour déduire l'état du procédé. Les causes de défauts sont par contre connues de l'ensemble des régleurs. Les systèmes d'aide au pilotage proposent, à l'opérateur-régleur, des indicateurs de l'état du procédé ce qui évite les difficultés de lecture de courbe de pression.

5.1 Systèmes experts

Les systèmes experts permettent de choisir les paramètres-procédés initiaux afin de produire des pièces rapidement lors d'une mise en place d'une production. Ils s'appuient sur une base de connaissances : un ensemble de relations causales pondérées qui a été construit à partir d'une multitude d'essais et de règles empiriques. Ces systèmes peuvent être complétés et validés par simulations numériques [Jan, 1992]. [Kameoka et al., 1993] vérifie que le système expert qu'il propose est capable de proposer des réglages identiques à ceux d'un technicien-régleur de niveau moyen. Des systèmes hybrides peuvent être constitués de règles empiriques et de cas d'applications spécifiques [Shelesh-Nezhad et Siores, 1997]. Ces systèmes simulent une démarche de réglage humaine

basée sur la connaissance de relations linéaires simples entre paramètres. [Bozdana et Eyercioğlu, 2002] propose une base de connaissances de 623 presses à injecter et 27 matériaux différents et permet de sélectionner le couple machine-matériau le plus approprié pour une pièce.

5.2 Réseaux de neurones

Dans sa thèse, Chen [Chen, 2002] propose une méthodologie pour établir le profil de vitesse d'injection ({PV3} Figure 6) en modélisant l'avancé du front du fondu par réseau de neurones. Il conclut sur la nécessité de garantir une vitesse de front de matière constante lors de l'injection afin d'obtenir une qualité produit optimal. Il propose un profil de température pour la plastification en modélisant la température du fondu par réseau de neurones ({PV2} Figure 6).

6 REGULATION DU POINT DE FONCTIONNEMENT

Diminuer la dispersion de production d'un procédé est primordial. Pour cela, il est nécessaire de le maîtriser. Il est possible d'asservir les paramètres-procédés pour garantir un point de fonctionnement. Cependant asservir un procédé non linéaire aux multiples commandes et sorties est complexe.

La littérature dans le domaine du contrôle automatique propose des études appliquées à la production industrielle. Les recherches aboutissent souvent à des solutions commerciales. La régulation du procédé s'appuie sur l'analyse de la transformation de la matière qui change d'état au court du cycle. Les contraintes qui lui sont appliquées pendant le cycle conditionnent son état final. Le produit final correspond à la pièce sortie de la machine après une durée de stabilisation durant laquelle des modifications géométriques peuvent se produire (déformations liées aux contraintes internes qui se relâchent). Les premiers développements ont porté sur la régulation de paramètre unique. [Agrawal et al., 1987] réalise un état de l'art en contrôle du procédé d'injection dans lequel il indique que les contrôleurs PI et PID sont difficilement utilisables car il n'existe pas d'état d'équilibre pour l'ensemble du procédé. Il conclut sur l'intérêt des contrôleurs autorégulateurs, contrôleurs optimaux et prédictifs. Ces contrôleurs ne réagissent qu'à une unique variable, mais le procédé à des interactions multi-variées. Ces contrôleurs univariés posent un problème car ils peuvent dérégler un procédé stabilisé en appliquant une correction valide dans le cadre de l'unique variable mais erroné pour l'ensemble du procédé. Enfin, il précise que les variables de la matière plastique doivent être mesurées en direct plutôt que de mesurer les variables machines, ceci afin de limiter les erreurs de corrélations.

6.1 Régulation par contrôleur automatique

Un asservissement est breveté dès 1975 par Laczko [Laczko, 1975] sous la forme d'une consigne sur la viscosité matière. La pression mesurée dans l'outillage permet de modifier la pression hydraulique appliquée pendant le cycle afin de garantir la consigne de viscosité. Les fonctions de transferts classiques approchent partiellement les non-linéarités. alors que le front du polymère fondu est par exemple régi par une équation en pression à double non linéarité [Maitre, 1997]. C'est le contrôle de la pression du polymère dans le moule qui est le plus étudié [Fara et al., 1985], [Kamal et al., 1987] ({PV3} Figure 6). Les procédés de régulations dynamiques PI, PID et Dahlin ont été évalués par [Fara et al., 1988]. Il modifie le système hydraulique du vérin d'injection d'une presse pour inclure deux servovalves afin de contrôler précisément la pression d'injection et d'asservir la pression mesurée dans le

moule. Il obtient une meilleure réponse pour la pression hydraulique par PI, pour la pression dans la buse par PID, et pour la pression dans le moule par PI ou PID. La difficulté est d'obtenir la valeur des correcteurs Proportionnel, Intégral et Dérivé, ici choisis par simulation. Il observe que la pression dans le moule à un comportement non linéaire qu'il arrive à corriger avec un gain échelonné selon la valeur de la pression. C'est un procédé de contrôle adaptatif basique qui provoque des oscillations en fin de cycle. Par la suite, [Fara et al., 1990] développe une régulation de la pression dans le moule capable de rejeter des perturbations externes et conclut sur la nécessité d'implémenter un contrôle multivarié et adaptatif. [Kazmer et Barkan, 1995] conçoivent un système de contrôle du débit d'injection pour les moules multi-empreintes « Dynamic Feed Control » ({PV3} Figure 6). Celui-ci s'appuie sur un système de valves multiples et permet de réguler la pression indépendamment dans chaque empreinte pendant la durée du cycle. La variabilité des pièces produites est réduite de 75% et la capacité globale (Cpk) du procédé passe de 0,52 à 1,67. Ce système demande un développement spécifique du moule. Une évaluation détaillée du procédé est réalisée par [Reilly et al., 2001]. La température du fondu ({PV4} Figure 6) est régulée par [Gomes et al., 1986] puis par [Gustafson et Lebow, 1987]. [Pandelidis et Agrawal, 1988] régulent la vitesse d'avance de la vis lors de l'injection ({PV3} Figure 6). Ils utilisent une boucle de régulation optimale linéaire quadratique (LQR) et ils obtiennent de meilleures performances qu'une régulation PID classique, avec un temps de réponse plus rapide.

6.2 Utilisation des réseaux de neurones

[Demirci et al., 1997] est ainsi capable de piloter la vitesse du front du fondu dans le moule à partir des mesures sur le procédé ({PV3} Figure 6). Le réseau de neurone utilisé est entraîné afin de déterminer la position du front en connaissant la position précédente. Cette approche itérative permet de proposer des actions correctives pour garantir une vitesse de front cible. Dans le même temps, [Woll et Cooper, 1997] choisit de réguler la pression hydraulique d'injection et la température du fourreau afin d'obtenir un profil de pression dans le moule fixé ({PV3+PV2} Figure 6). La phase d'apprentissage du réseau BPPN est réalisée sur 81 profils de pression dans le moule, simulés par un modèle physique simplifié du procédé. Les paramètres ayant produit chacun des profils sont connus. Un réseau comportant 36 neurones d'entrées, 3 neurones intermédiaires et 2 neurones de sorties est retenues. Le réseau propose une réponse sur deux paramètres à partir de 36 variables d'entrées. Le réseau entraîné est ensuite utilisé pour réguler les paramètres de la presse. Les longueurs des échantillons obtenues sont mesurées, plusieurs jours après la sortie de la machine, à l'aide un pied à coulisse digital (précision de 0,01 millimètres). L'utilisation du réseau permet de régler et réguler le procédé afin d'obtenir une longueur d'échantillon voulue. Les auteurs concluent sur la nécessité d'utiliser un modèle multivarié non linéaire pour modéliser le procédé d'injection. [Michaeli et Schreiber, 2009] régulent la pression dans le moule en réglant la pression hydraulique d'injection, à l'aide d'un réseau BPNN entraîné sur 15 cycles d'injection du système avec différents réglages. Le réseau de neurone modélise le procédé. La température de la matière dans le moule est mesurée par capteur infrarouge ({DP2} Figure 6) et la pression d'injection est régulée afin de suivre le diagramme Pression Volume Température de transformation du matériau pendant l'ensemble du cycle. Les résultats expérimentaux obtenus montrent qu'une augmentation de 20 degrés de la température cause une

augmentation de 0,07% de la masse de la pièce, ce qui semble négligeable. En comparaison, la même augmentation produit une diminution de 1.27% sans la régulation PVT proposée.

6.3 Contrôle adaptatif

Le contrôle adaptatif (développé par [Landau, 1984]) est expérimenté dès 1983 par [Sanschagrin, 1983] qui réalise un essai avec 10 paramètres pilotés ($\{PV4+PV3+PV2\}$ Figure 6) pour 3 caractéristiques mesurées : masse de la pièce ($\{DP0\}$), pression maximale dans la cavité ($\{DP2\}$), écartement maximal du moule ($\{DP2\}$). L'algorithme d'identification utilisé a été proposé par [Bethoux, 1976] pour l'étude de la fabrication de papiers et de la distillation. Cet algorithme est un cas particulier des moindre carrés généralisés (GLS), développé et synthétisé par [Landau et al., 2011]. La température du fourreau ($\{PV4\}$) n'a pas été prise en compte car une consigne de modification de la température du fourreau est effective après un retard de dix cycles d'injection. Trois séries d'essais sont réalisées. Chaque série d'essais ne s'intéresse qu'à quatre paramètres sur les dix possibles. Cette démarche peut créer des corrélations statistiques biaisées et il est préférable de réaliser l'analyse de l'ensemble des facteurs lors d'un même essai. L'essai est réalisé pour des pièces à parois fines (1 mm) et à parois épaisses (4 mm). Les variations obtenues montrent la difficulté d'obtenir une variation faible sur des pièces épaisses. Trois paramètres les plus influents ont été retenus pour une régulation en boucle fermée. Pour chaque essai, le paramètre analysé comme le plus influent est la pression de maintien. La masse des pièces varie de 0,4 à 3,6% sans la régulation et de 0,1 à 0,3%, soit une diminution proche d'un facteur dix. [Devos, 1990] réalise une étude exhaustive des paramètres influents du procédé sur la qualité géométrique des pièces. Il met en évidence différentes corrélations et utilise une boucle de régulation PID à gain adaptatif sur la pression mesurée dans le moule pour réguler la pression d'injection. Il diminue la variabilité géométrique et massique de moitié en comparaison d'un asservissement sur une consigne de pression hydraulique. L'étude conclue que la pression d'injection dans le moule maximale ($\{DP2\}$ Figure 6) est une mesure qui peut être choisie comme variable intermédiaire pour contrôler le passage de la phase d'injection au maintien (commutation) ; ce qui est désormais implémenté chez la plupart des fabricants de machine, comme variable limite déclenchant la commutation. Sous contrôle la dispersion des masses diminue d'un facteur dix. A un contrôleur adaptatif, [Srinivasan et al., 1991] ajoute une boucle d'apprentissage composée de termes ($q(z)$ et $b(z)$) proposées par [Shaw et Srinivasan, 1993], afin de réguler la pression dans le moule. Ce système est particulièrement adapté à la régulation de systèmes à cycles périodiques. L'étude évalue la faisabilité du système par simulation mais ne se confronte pas à un essai expérimental. La pression dans le moule est stabilisée en quatre cycles successifs. Les auteurs concluent sur la nécessité de réguler également la température du fondu pour garantir le point de fonctionnement.

[Gao et al., 1994] proposent un contrôleur pouvant trouver les paramètres de réglages par identification réursive de la fonction de transfert en temps discret du procédé. Les paramètres du contrôleur sont obtenus par placement de pôle. Ils régulent la pression dans le moule afin de suivre un profil défini. Des graphiques présentent la réponse du contrôleur à une modification de la température du fourreau que le contrôleur compense. Les qualités du contrôleur ne sont pas évaluées numériquement. [Tsoi, 1997] compare dans sa thèse différents contrôleurs pour réguler la vitesse d'injection à partir de la pression dans le moule. Il propose des contrôleurs à

logique floue afin de suivre un profil de vitesse. La logique floue permet de modéliser des relations empiriques à la manière des systèmes experts. Un contrôleur à logique floue prend des commandes et mesures en entrées qu'il traduit en variables linguistiques (*fuzzifier*) afin d'appliquer les relations empiriques (inférences). La consigne obtenue est traduite en retour (*defuzzifier*) pour régler les paramètres du procédé. Ce contrôleur est évalué dans [Tsoi et Gao, 1999]. Ils démontrent graphiquement la réponse du contrôleur à un changement de moule et un changement de température du fourreau, sans proposer de valeurs numériques. [Huang et Lee, 2000] commande la vitesse d'avance de la vis par logique floue afin de réguler la pression mesurée dans la buse pendant les phases d'injection et de maintien ($\{PV3+PV2\}$ Figure 6). Les graphiques des réponses à une commande de pression défini montrent la bonne réponse du contrôleur à un changement de moule et un changement de température du fourreau, sans proposer d'évaluation numérique.

7 PILOTAGE DU PROCÉDE D'INJECTION

Le pilotage d'un procédé demande de détecter une situation hors-contrôle, de mesurer l'écart entre la situation hors contrôle et la situation cible, puis d'ajuster un ou plusieurs paramètres réglables afin de se rapprocher de la situation cible. Plusieurs stratégies de pilotage ont été proposées dans la littérature. Certaines simplifient et modélisent physiquement le problème, d'autres s'appuient sur une connaissance préétablie ou encore utilisent une analyse statistique. Ces systèmes reposent sur l'instrumentation de la presse et de l'outillage pour mesurer les contraintes appliquées au polymère. L'évaluation de ces stratégies passe par la mesure de dispersions des caractéristiques des produits. Les essais de modélisation informatique et de pilotage du procédé par ordinateur ont émergé avec le développement des valves de décompression à commande électrique [Ma, 1974]. [Kazmer et Danaï, 2001] synthétisent les avancées réalisées en pilotage. Ils définissent deux contraintes principales à son développement : la méconnaissance des relations entre paramètre d'entrée et les caractéristiques finales du produit, et le manque de possibilité d'ajustement des réglages du procédé. Ils argumentent que l'amélioration d'une caractéristique qualité se fera souvent au détriment d'une autre, ou bien par augmentation des coûts. Ces contraintes sont courantes en production industrielle à haute valeur ajoutée.

7.1 Variabilité du procédé

Les variations de caractéristiques observées sur des produits peuvent avoir différentes origines et sont classées en deux catégories : causes communes et causes spéciales. Les causes communes proviennent de nombreuses sources aléatoires. Elles sont inhérentes au procédé et entraînent une dispersion gaussienne dans les caractéristiques des pièces produites. Les causes spéciales sont identifiables. Elles entraînent des écarts avec les valeurs de caractéristiques cibles qui dépassent la dispersion aléatoire. [Sherbelis et al., 1997] proposent de définir une fenêtre acceptable pour le procédé afin de prendre en compte la variabilité naturelle du procédé. L'étude conclut sur le manque de robustesse du procédé d'injection plastique au regard de la qualité attendue. La *Society of the Plastics Industry* [Berins, 1991] propose une tolérance dimensionnelle en injection plastique entre 0,2% et 0,4%. [Kazmer et al., 2010] étudie la réponse de différents procédés de commutation à des perturbations du procédé et observe, quel que soit la méthode utilisée, une dispersion inférieure à 0,3%. Il conclue que les tolérances proposées peuvent être dépassées avec des

machines modernes et des stratégies de contrôles évoluées. La future norme ISO/CD 20457 spécifiera les tolérances attendues en moulage plastique et l'AFNOR propose déjà une norme de tolérancement [AFNOR, 1987].

7.1.1 Mesurage de la pièce produite

La caractéristique des pièces finies la plus étudiée jusqu'à aujourd'hui est la masse. Cela s'explique par la facilité de mesure en sortie machine et la bonne précision des balances (milligramme). La masse est une condition nécessaire pour valider les pièces. Les caractéristiques d'aspect sont en revanche peu étudiées. Elles contiennent des informations capitales pour l'analyse des causes de la variabilité d'une pièce et intéressent le client. Le régleur utilise prioritairement l'aspect des pièces pour régler. Pourtant, aucun système de pilotage automatique n'a aujourd'hui pris en compte les caractéristiques visuelles des pièces, alors que l'ensemble de la profession effectue des recherches et développements pour obtenir de meilleures qualités d'aspect. Le contrôle qualité dimensionnel 2D par imagerie est appliqué pour les grandes séries. Il demande un équipement calibré et automatisé. Il prend place après la production, permet d'exclure les pièces non conformes et ne s'intéresse pas à l'aspect. Le manque de spécification et la difficulté à mesurer, en cycle, limite l'utilisation des caractéristiques d'aspect. Aucune norme ne statue actuellement sur les qualités d'aspect. Plusieurs travaux de recherches sont en cours. On distinguera la sensation tactile [Albert et al., 2016] de l'aspect esthétique [Desage et al., 2015a] et [Pitard, 2016]. Ces travaux associent une démarche de spécification aux développements de solutions de mesures adaptées aux cycles industrielles [Desage et al., 2015b].

Tableau 1. Caractéristiques mesurables en cycle

Aspect visuel
Champs de température
Contraintes internes
Dureté
Géométrie
Masse

Différentes mesures sont aujourd'hui compatibles, de par leurs courtes durées, avec une utilisation en cycle industriel : masse, thermographie infrarouge, contrôle d'aspect, imagerie tridimensionnelle [Schwenke et al., 2002], durométrie, champs de contraintes par polarisation (Tableau 1). Pour obtenir des mesures fiables et répétables le mesurage doit être automatisée.

7.2 Détection des situations hors-contrôle

7.2.1 Maitrise Statistique du Procédé (MSP/SPC)

Les variations brutales peuvent être détectées par une analyse MSP/SPC des variables-machine en temps réel, mais les dérives faibles et lentes sont difficilement détectées. L'objectif de toute surveillance SPC est de détecter ces dérives le plus tôt possible pour éviter de produire.

7.2.2 Analyse en Composantes Principales

Une presse instrumentée moderne fournit une quantité d'informations conséquente sur ses paramètres propres de même que sur l'état de la matière. Ces données sont produites pour chaque cycle. L'analyse en composantes principales permet de réduire la répétition des données en créant de nouvelles variables composantes principales, par combinaisons orthogonale. [Lu et al., 2002] réalise une analyse en composante principale sur 16 paramètres-procédés pendant 60 cycles d'injection. Le regroupement statistique des composantes fait apparaître pour le procédé quatre phases

distinctes et deux phases transitoires. Cette division correspond aux phases-procédés définies dans l'industrie : injection, maintien, refroidissement et plastification. Une analyse détaillée, phase par phase, montre que les températures du fourreau ne sont pas corrélées avec les autres paramètres du procédé. De plus les paramètres dominant pour chaque phase ne sont pas les mêmes et des paramètres non importants apparaissent. Trois défauts sont alors introduits en production : une perturbation matière, une défaillance du capteur de température du fourreau et une défaillance de la valve anti-retour de la buse d'injection (défaut très commun en injection). Le procédé présenté associe la division du procédé en phases et une double surveillance : pour chaque phase, par test T² de Hotelling et par comparaison de l'erreur-type de prédiction. Elle permet de détecter les trois erreurs et de les différencier en temps réel par affichage du graphique des contributions à la dispersion globale de chaque paramètre. [Kazmer et al., 2008] évalue le contrôle par analyse en composante principale et par comparaison avec un modèle de référence. Celui-ci détecte parfois des défauts inexistant car il est sensible aux défauts non prédéfinis dans le modèle de référence. [Johnston et al., 2015] réalise une étude sur un plan D-optimal sur 12 facteurs, soit 15 séries de 30 minutes pour 942 cycles de moulages. Il dérive des fonctions de transfert et des composantes principales pour chacune des 46 sorties du procédé. Pour chaque cycle, une boucle d'optimisation évalue et minimise une fonction objective en fonction d'une contrainte imposée, par un ajustement des paramètres procédés. Le contrôleur proposé par Johnston est capable de détecter les variations du procédé par comparaison avec un modèle de référence préétabli. Le contrôleur ajuste alors les paramètres pour atteindre le modèle de référence. La réduction du temps de cycle est également évaluée en ajoutant une pénalité temporelle à la fonction objective. Le temps de cycle est réduit et la variabilité des dimensions est réduite. Johnston conclue qu'une optimisation complexe multi paramètres, par exemple sur les qualités dimensionnelles, est possible. Afin d'améliorer les capacités de séparations en sous-phase des algorithmes précédents, [Liu et al., 2016] évalue un nouvel algorithme à fenêtre mobile afin d'identifier les différentes phases du procédé avant d'appliquer le contrôle. L'étude compare deux algorithmes de détection de phases. Ces propositions nécessitent l'instrumentation des moules pour obtenir température ou pression, c'est pourquoi [Zhang et al., 2016] se contraint à utiliser des capteurs intégrés par tous les constructeurs de machines : la pression hydraulique et la position de la vis dans le fourreau. L'objectif est de prédire la qualité des pièces : ici uniquement la caractéristique de masse. Le procédé proposé atteint 91,48% de détection de défauts de masse des pièces. L'algorithme présenté compare des motifs de données statistiques extraites automatiquement des mesures. L'algorithme est considéré comme plus précis qu'une analyse en composantes principales sur l'ensemble des mesures réalisées.

7.3 Ajustement du procédé à partir des caractéristiques

L'ajustement statistique des procédés (*Statistical Process Adjustment*) est un domaine situé à l'intersection de la régulation automatique et de la Maitrise Statistique des Procédés (MSP/SPC). Cette théorie étudie les relations entre la réponse du procédé et les caractéristiques qualités du produit par une approche statistique. Un exemple de relations entre paramètres du procédé d'injection qui conditionnent les caractéristiques de la pièce produite concerne la vitesse d'avance. Celle-ci est liée à la viscosité de la matière et définit

le débit d'injection. Le profil de pression d'injection appliqué à la pièce conditionne les contraintes internes résiduelles qui seront figés dans la pièce par orientation et modification des polymères [Giroud, 2001]. La relaxation de ces contraintes peut provoquer des déformations géométriques post-production. [Del Castillo, 2006] réalise une rétrospective des travaux réalisés en ajustement statistique des procédés. Il identifie les méthodes de modélisation Bayésiennes comme piste privilégiée de recherche, par exemple dans leurs applications en contrôle. Il est parfois difficile de mesurer les pièces en sortie de machine, pour des raisons de faisabilité de la mesure ou de durée de la mesure trop longue, supérieure au temps de cycle. De plus, le manque de spécifications concernant les caractéristiques qualités des pièces n'a pas encouragé l'utilisation de la mesure directe des pièces. Pour pallier à ces limites, de nombreux systèmes ont choisi de prédire les caractéristiques des pièces produites {DP1 Figure 6} à partir de variables du procédé {PVi}. La prédiction obtenue est ensuite utilisée à des fins d'ajustement des réglages pour tendre vers un procédé optimal.

7.3.1 Ajustement par les caractéristiques prédites [Haeussler et Wortberg, 1993] utilisent un réseau de neurones pour prédire la masse et la longueur des pièces produites à partir des paramètres du procédé. Ils entraînent un réseau 9-21-2 à partir des mesures sur une production de 162 cycles continus. Le réseau montre des résultats en corrélations avec la mesure de pièces de 80% pour la masse et 88,2% pour la longueur. Ces résultats sont comparés avec une régression non-linéaire qui produit des corrélations de 75% pour la masse et 79% pour la longueur. Ils concluent leur étude en identifiant la nécessité d'un réseau adaptatif pour un véritable contrôle en cycle industriel. Le réseau doit apprendre des mesures cycle à cycle et ne pas répondre qu'à des données apprises. [Woll et al., 1996] compare ensuite les performances d'une analyse statistique MSP/SPC avec un réseau de neurones BPNN pour prédire la masse des pièces à partir de profils de paramètres discrets (pression hydraulique, dans le moule et dans la buse) et accepter ou non une pièce produite. Le réseau est entraîné comme un modèle inverse du procédé : des profils de pression de moule en entrée correspondent à des valeurs de paramètres de pression de maintien ou température du fourreau. Les paramètres sont alors ajustés cycle à cycle en comparant le profil de pression dans le moule actuel avec le profil de référence appris. L'analyse MSP est effectuée sur la valeur de pression maximale mesurée dans le moule tandis que le réseau de neurones est entraîné sur l'ensemble du profil de pression. Le réseau est entraîné sur des résultats simulés afin d'éviter de réaliser une longue campagne d'essai, la convergence du modèle étant observée pour 2000 essais. L'essai est réalisé pour un unique matériau et ne s'intéresse qu'à la longueur de l'éprouvette. Les résultats montrent la capacité supérieure des réseaux de neurones à prédire les non linéarités comparée à la régression linéaire multiple utilisée par SPC. L'exactitude de la prédiction des mesures est augmentée de 10% et le taux de faux positif est réduit de moitié. Le réseau rejette les perturbations. L'étude conclue sur la nécessité d'entraîner le réseau sur plusieurs profils dont les températures. [Schnerr-Häselbarth et Michaeli, 2000] propose le système « *Intelligent Quality Control* », un algorithme réseaux de neurones récursifs est développé pour prédire la qualité des pièces produites à partir des variables du procédé. Il s'agit ensuite de permettre l'exploitation des mesures pour de piloter cycle à cycle. Les réseaux Jordan/Elman sont choisis car ils prennent en compte les corrélations temporelles. Des neurones

spécialisés forment la couche contextuelle du réseau. Ces derniers ont la particularité de prendre en entrée leur propre sortie, en plus de l'entrée courante de connexion avec le reste du réseau ; ils agissent ainsi en utilisant la mémoire de leur précédente valeur. Leur sortie dépend des entrées courantes et des entrées précédentes. L'apprentissage du réseau est réalisé en deux phases. La phase de conditionnement : les données sont entrées et le réseau propose une valeur en sortie. Celle-ci est ignorée. C'est la « couche contextuelle » du réseau JE qui mémorise et pondère les valeurs du réseau. Dans la seconde phase de sortie, c'est la couche contextuelle qui est la source des valeurs du réseaux (l'entrée est nulle). Le réseau produit une valeur de mesure prédite qui est comparée à la valeur attendue et les termes du réseau sont pondérés par propagation inverse. Ces deux étapes sont répétées pour l'ensemble des données composant la base d'apprentissage. Les données d'apprentissage proviennent d'un plan factoriel à trois niveaux sur trois paramètres du procédé : température du fondu, pression de maintien et vitesse d'injection ({PV4+PV3+PV2} Figure 1). 150 points de mesures de la pression dans le moule ({DP2+DP0} Figure 1) sont enregistrés pendant les phases d'injection et de maintien. La masse de la pièce est mesurée avec une précision de 1 milligramme et la plage d'essai couvre une variation de masse de 1,4%. Le réseau est alors capable de prédire la masse des pièces avec une exactitude de 86 à 95,2%, soit une moyenne de 7 milligramme d'erreur sur la masse. Par la suite, [Yang, 2004] développe un contrôle prédictif sur la vitesse d'injection. La masse des produits est prédit par un algorithme à partir des mesures des variables procédé pendant le cycle et le pilotage permet d'adapter les profils de vitesse cycle à cycle. Un algorithme d'apprentissage itératif en logique floue compense les temps de réponses long des actionneurs.

7.3.2 Ajustement par les caractéristiques mesurées Dans ces études, la diversité des caractéristiques qualités mesurées sur les pièces est limitée. La masse est la mesure récurrente car elle peut être réalisée pendant le cycle, et ainsi être utilisée pour corriger le cycle suivant. Les mesures complémentaires sont effectuées à posteriori de la production d'un lot, pour valider les performances du modèle de pilotage. Il serait intéressant de réaliser une caractérisation complète de la pièce obtenue pendant le temps de cycle afin de corriger les pièces suivantes à partir de ces données. Sous réserve d'une durée de mesurage des pièces inférieure au temps de cycle, le pilotage peut s'effectuer dès la pièce suivante.

7.3.2.1 Modèle physique simplifié Pour rendre possible le pilotage cycle à cycle, le modèle physique théorique utilisé en simulation numérique nécessite d'être simplifié. Le modèle simplifié s'inscrit dans des limites définies et s'appuie sur les lois physiques les plus influentes. Différents modèles à une ou deux dimensions permettent de répondre à cette contrainte [Rafizadeh, 1996]. Ces méthodes ont montré des capacités industrielles intéressantes dans [Ryckebusch et al., 1998] ; l'étude associée s'appuie sur des comparaisons sur sites industriels [Fournier et al., 2006]. Elle n'étudie que le matériau BPT1, un semi-cristallin sensible aux phénomènes de retrait. Elle compare des boucles de régulations sur la pression hydraulique, sur la pression dans le moule instrumenté et propose d'ajouter à cette dernière un correcteur sur la masse des pièces produites. Deux perturbations sont appliquées pendant le cycle : un changement de matière et un changement de température dans le fourreau. Afin de limiter les contraintes internes, les pièces passent par un recuit. Les mesures des retraits volumiques et de résiliences par chocs Charpy montrent une dispersion de masse réduite de

43% par l'ajout du correcteur sur la masse. La dispersion du retrait volumique deux jours après moulage est réduite de moitié mais l'épaisseur des échantillons augmente. Après recuit, le retrait volumique est diminué de 12% par rapport à un procédé non régulé. La résilience après recuit est quant à elle augmentée de 23%. Ce système nécessite d'être qualifié sur d'autres situations pour valider les résultats qui sont encourageant. Le gain obtenu par un ajustement d'un paramètre du procédé en fonction des caractéristiques du produit en sortie machine (ici la masse {DP1} Figure 6) est démontré.

7.3.2.2 Algorithme d'ajustement

[Ivester et al., 1998] ajuste le point de fonctionnement par la méthode de recherche virtuelle (*Virtual Search Method*), équivalente à une descente de gradients. Les changements de caractéristiques de la pièce produite au cycle suivant sont estimés par un modèle procédé. En parallèle, un algorithme de recherche détermine le nouveau réglage des paramètres pour la pièce suivante, tandis qu'un algorithme d'apprentissage met à jour le modèle à partir de la mesure de la qualité de la pièce juste produite. Ainsi, le modèle procédé n'est mis à jour que lorsqu'il ne permet plus d'estimer les changements. Cette méthode d'optimisation des réglages requière que l'opérateur entre les paramètres mesurés ou analyse les mesures dans le cas de caractéristiques d'aspect. L'étude conclue sur la viabilité de la méthode et sur l'intérêt d'automatiser la mesure de la qualité des pièces. Cette méthode est néanmoins dépendante des points de fonctionnement initiaux choisis aléatoirement, c'est pourquoi [Yang et al., 2000] propose le réglage des paramètres procédé par optimisation d'un modèle paramétrique procédé / qualité produite préalablement établi (*Knowledge-Based Tuning ou KBT*). Le modèle paramétrique est défini par pondération de l'influence d'un paramètre sur une caractéristique. C'est un modèle multivarié qui permet de rendre indépendant le système des paramètres initiaux avant optimisation : c'est le modèle empirique qui détermine le point de fonctionnement initial. Un algorithme d'apprentissage permet d'optimiser ce modèle pour un produit et une machine. L'intérêt du modèle préétabli est de proposer un point de fonctionnement avant la phase d'apprentissage. L'apprentissage passe par la comparaison des caractéristiques qualités données par le modèle préétabli et des caractéristiques qualités mesurées sur les pièces. L'algorithme d'apprentissage ajuste les coefficients du modèle et un nouveau point de fonctionnement est proposé. L'étude compare la faisabilité théorique obtenue par simulation et le point de fonctionnement donné par le modèle relationnel KBT, puis le point de fonctionnement obtenu par plan d'expérience central composite. La validation expérimentale repose sur une production de 20 pièces rebus pour stabiliser la production puis la mesure de 5 produits, 15-25 minutes après sortie de moule, afin qu'ils refroidissent. 7 caractéristiques qualités sont mesurées sur le produit. 5 paramètres sont pilotés sur la machine et leurs limites sont connues du modèle. Les résultats montrent que le plan Central Composite n'inclue qu'une petite portion de la faisabilité théorique. Il est alors difficile de trouver un point de fonctionnement optimal à partir du plan d'expérience. Le système KBT converge en apprenant la faisabilité du procédé en 10 séries d'essais, tandis qu'un plan Central Composite demanderait 45 séries. L'ensemble de cette validation expérimentale s'appuie sur la facilité de mesure de la qualité des pièces car ce sont des disques DVD : pesés par balance électronique et mesurés par micromètre et appareil de mesure optique spécialisé. La capacité du système de mesure

est le prérequis d'une caractérisation des pièces et d'un pilotage en boucle-fermée à partir des pièces produites efficacement. Et cette capacité est ici excellente.

7.3.2.3 Réseaux de neurones

[Lau et al., 2001] propose de vérifier les capacités de création par apprentissage d'un modèle multi entrées-sorties du procédé d'injection par réseau de neurones à propagation inverse. L'objectif est que le réseau suggère des modifications des paramètres procédé afin d'ajuster les dimensions de la pièce, pour obtenir la pièce cible en fonction de la pièce obtenue. L'étude dimensionnelle porte sur une longueur, deux largeurs et l'épaisseur d'un échantillon. L'apprentissage du réseau est réalisé sur les mesures de 100 pièces produites en faisant varier 6 paramètres procédé : la température du fourreau centrale et arrière, la vitesse de fermeture de l'outillage, la vitesse d'avance de la vis, la force de fermeture, la durée d'injection, la durée de refroidissement, la vitesse d'injection et la pression d'injection. L'étude souligne que malgré le maintien de paramètres de production identiques, les quatre dimensions étudiées varient au bout de quatre jours de productions, signe de la difficulté d'obtenir une production stable en injection et le besoin de contrôle. Les variations dimensionnelles mesurées sont appliquées en entrée au réseau, qui indique en sortie les valeurs du point de fonctionnement permettant de produire une pièce avec ces dimensions. Connaissant le réglage utilisé pour produire les pièces, l'étude propose de régler les paramètres dans des proportions inverses afin de compenser les variations de pièces.

Cette démarche suppose que les paramètres soient indépendants, ce qui n'est pas le cas. Néanmoins, après 3 itérations de réglages successifs, le réseau parvient à converger vers une erreur quadratique moyenne (RMS) de 0,07. Ce résultat est comparé à une précédente étude des auteurs [Lau et Wong, 1998] qui utilisait un système hybride à logique floue qui convergerait en 3 itérations vers une erreur quadratique moyenne (RMS) de 0,06.

Année	Auteurs	Méthodes	Régulation								Résultats			
			Ajustement	DP0	PV1	DP1	PV2	DP2	PV3	DP3		PV4	DP4	
1975	[Laczko, 1975]	Automatique												
1983	[Sanschagrin, 1983]	Automatique												dispersion de masses -50%
1985	[Fara et al., 1985]	Automatique												
1986	[Gomes et al., 1986]	Automatique												
1987	[Agrawal et al., 1987]	Automatique												
1987	[Kamal et al., 1987]	Automatique												
1987	[Gustafson et Lebow, 1987]	Automatique												
1988	[Fara et al., 1988]	Automatique												
1990	[Fara et al., 1990]	Automatique												
1990	[Devos, 1990]	Automatique												
1991	[Chiu et al., 1991]	Automatique												
1991	[Srinivasan et al., 1991]	Automatique												
1993	[Hacussler et Wortberg, 1993]	Réseaux Neur												corrél. 80% masse/88% dimens.
1994	[Blyskal et Meheran, 1994]	Statistique												
1994	[Gao et al., 1994]	Automatique												
1995	[Kazmer et Barkan, 1995]	Automatique												Cpk amélioré de 0,52 à 1,67
1996	[Thomas et al., 1996]	Automatique												
1996	[Woll et al., 1996]	Réseaux Neur												prédiction de masse
1997	[Demirci et al., 1997]	Réseaux Neur												
1997	[Woll et Cooper, 1997]	Réseaux Neur												
1997	[Tsoi, 1997]	Automatique												
1998	[Ryckebusch et al., 1998]	Automatique												dispersion de masses -43%
1998	[Ivester et al., 1998]	Statistique												
1999	[Tsoi et Gao, 1999]	Automatique												
2000	[Huang et Lee, 2000]	Automatique												
2000	[Schnerr-Häselbarth et Mi, 2000]	Réseaux Neur												prédiction masse de 86 à 95,2%
2000	[Yang et al., 2000]	Statistique												
2001	[Lau et al., 2001]	Réseaux Neur												variations dimens. de 0,07RMS
2002	[Chen, 2002]	Automatique												
2002	[Lu et al., 2002]	Statistique												détection de défauts
2004	[Béreux et al., 2004]	Simulation												
2004	[Yang, 2004]	Automatique												vitesse ajustée cycle à cycle
2009	[Moguedet et al., 2009]	Simulation												
2009	[Michaël et Schreiber, 2009]	Réseaux Neur												dispersion de masse réduite
2013	[Fei et al., 2013]	Statistique												
2015	[Johnston et al., 2015]	Statistique												optimisation des réglages
2016	[Zhang et al., 2016]	Statistique												91% détection défaut masse

Tableau 2. Variables étudiées

La méthode proposée est moins performante qu'un système à logique flou et réseaux de neurones mais plus simple à mettre en œuvre. De plus, une optimisation de la topologie du réseau de neurones, telle que la recherche en informatique la permet aujourd'hui améliorerait ce résultat.

8 CONCLUSION

Nous concluons cette revue des méthodes par un tableau récapitulatif de l'ensemble des articles cités (Tableau 2). Pour chacun, nous identifions les variables du procédé étudiées selon la terminologie Zig Zag Process (figure 6), ainsi que les résultats obtenus. Les études de la littérature sont centrées autour de la phase d'injection. Le pilotage du procédé d'injection des thermoplastiques est une thématique de recherche riche, aux enjeux industriels important. Le pilotage peut s'appuyer sur de multiples méthodes issues de la théorie du contrôle, de la statistique ou de l'ajustement des procédés qui s'appuient sur une instrumentation de la machine. Le procédé d'injection possède des paramètres non-linéaires liés en valeurs et en temps. Dans ce sens, les capacités des réseaux de neurones à modéliser par apprentissage puis à répondre à un problème multi-entrées et multi-sorties sont mises en avant. Le procédé d'injection possède plusieurs phases liées mais la littérature ne s'intéresse pas à l'étude de l'ensemble des variables et paramètres du procédé. La plupart des études présentées se focalisent sur une unique phase du processus. Il a pourtant été montré que des corrélations entre les paramètres et les différentes phases existent.

Le lien entre les caractéristiques mesurables sur la presse et la qualité finale des produits est peu étudiée. La métrologie en cycle pourrait permettre l'ajustement cycle à cycle des paramètres procédés afin d'obtenir un produit à la qualité maîtrisée. Les critères qualités des pièces injectées restent à définir. Ces points ouvrent de larges champs de recherches.

9 REFERENCES

Béreaux, Y., Charneau, J.-J., Pham, T. L., Balcaen, J., Moguedet, M., & Apaloo, R. (2013). *Plastication in injection moulding : Principles, Numerical modeling and in line Visualisation*. Présenté à ALPlastics, Oyonnax.

Pham, T. L. (2013). *Plastication of functional and charged polymers in injection moulding* (Thèse). INSA de Lyon.

Shenoy, A. V., & Saini, D. R. (1988). Effects of temperature on the flow of copolymer melts. *Materials Chemistry and Physics*, 19(1), pp. 123-130.

Aho, J., & Syrjälä, S. (2010). Measurement of the pressure dependence of viscosity of polymer melts using a back pressure-regulated capillary rheometer. *Journal of Applied Polymer Science*, 117(2), pp. 1076-1084.

Asadizanjani, N., Gao, R. X., Fan, Z., & Kazmer, D. O. (2012). Viscosity Measurement in Injection Molding Using a Multivariate Sensor, pp. 231-237.

van Eck, N. J., Waltman, L., Dekker, R., & van den Berg, J. (2010). A comparison of two techniques for bibliometric mapping: Multidimensional scaling and VOS. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 61(12), pp. 2405-2416.

Kazmer, D., & Hatch, D. (1999). Towards Controllability of Injection Molding. *Journal of Materials Processing and Manufacturing Science*, 8, pp. 127-140.

Ma, C. Y. W. (1974). A design approach to a computer-controlled injection-molding machine. *Polymer Engineering & Science*, 14(11), pp. 768-772.

Thyregod, P. (2001, janvier). *Modelling and monitoring in injection molding* (Doctorat). Department of Matheatical Modelling, Technical University of Denmark.

Suh, N. P. (1990). *The Principles of Design*. Oxford University Press.

Kazmer, D. O., Velusamy, S., Westerdale, S., Johnston, S., & Gao, R. X. (2010a). A comparison of seven filling to packing switchover methods for injection molding. *Polymer Engineering & Science*, 50(10), pp. 2031-2043.

Garcia, D., Le Goff, R., Gasse, M., & Aussem, A. (2014). Optimal Sensor Locations for Polymer Injection Molding Process. *Key Engineering Materials*, 611-612, pp. 1724-1733.

Chen, X. (2002, août). *A study on profile setting of injection molding* (Thèse). Hong Kong University of Science and Technology.

Thomas, C. L., Tseng, A. A., Bur, A. J., & Rose, J. L. (1996). Solidification sensing for closed loop control of injection molding hold time. *Advances in Polymer Technology*, 15(2), pp. 151-163.

Agrawal, A. R., Pandelidis, I. O., & Pecht, M. (1987). Injection-molding process control—A review. *Polymer Engineering & Science*, 27(18), pp. 1345-1357.

Shankar, A. (1978). *Dynamic Modeling and Control of Injection Molding Machines* (Thèse). Carnegie-Mellon University, Pittsburgh.

Shankar, A., & Paul, F. W. (1982). A Mathematical Model for the Evaluation of Injection Molding Machine Control. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 104(1), pp. 86-92.

Chiu, C.-P., Shih, L.-C., & Wei, J.-H. (1991). Dynamic modeling of the mold filling process in an injection molding machine. *Polymer Engineering & Science*, 31(19), pp. 1417-1425.

Béreaux, Y., Moguedet, M., Raoul, X., Charneau, J. Y., Balcaen, J., & Graebing, D. (2004). Series solutions for viscous and viscoelastic fluids flow in the helical rectangular channel of an extruder screw. *Journal of Non-Newtonian Fluid Mechanics*, 123(2-3), pp. 237-257.

Moguedet, M., Namy, P., & Béreaux, Y. (2009). Use of Comsol Multiphysics to understand and optimize the filling phase in injection and micro-injection molding process. *Popular Plastics & Packaging*, 54(11), 29-32.

Gao, Y., Turng, L.-S., & Wang, X. (2008). Adaptive geometry and process optimization for injection molding using the kriging surrogate model trained by numerical simulation. *Advances in Polymer Technology*, 27(1), pp. 1-16.

Blyskal, P. J., & Meheran, P. J. (1994). Applying Design Of Experiment analysis techniques to the injection moulding. In *SPE ANTEC PROCESS* (pp. 729-732). Chicago, USA: Society of Plastics Engineers.

Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., & PDP Research Group, C. (Éd.). (1986). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1: Foundations*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.

Schnerr-Häselbarth, O., & Michaeli, W. (2000). Automation of online quality control in injection moulding. *Macromolecular Materials and Engineering*, 284-285(1), pp. 81-85.

Richard, J.-F., Pastré, P., Parage, P., Sander, E., Futersack, M., & Labat, J.-M. (2009). Analyse des stratégies de correction de défauts en plasturgie à l'aide d'un modèle de résolution de problème à base de contraintes. *Le travail humain*, 72(3), pp. 267-292.

Pastré, P. (1994). Le rôle des schémas et concepts dans la formation des compétences. *Performances humaines et techniques*, (71), pp. 21-28.

Pastré, P., Samurçay, R. (2004). Le rôle des concepts pragmatiques dans la gestion des situations problèmes : le cas des régleurs en plasturgie. In *Recherches en didactique professionnelle* (Octarès, pp. 17-49).

Jan, T.-C. (1992). *Expert System for the Injection Molding of Engineering Thermoplastics*. New Jersey Institute of Technology, Newark, USA.

Kameoka, S., Haramoto, N., & Sakai, T. (1993). Development of an expert system for injection molding operations. *Advances in Polymer Technology*, 12(4), pp. 403-418.

Shelesh-Nezhad, K., & Siores, E. (1997). An intelligent system for plastic injection molding process design. *Journal of Materials Processing Technology*, 63(1), pp. 458-462.

Bozdana, A. T., & Eyercioğlu, Ö. (2002). Development of an expert system for the determination of injection moulding parameters of thermoplastic materials: EX-PIMM. *Journal of Materials Processing Technology*, 128(1-3), pp. 113-122.

Laczko, F. (1975). Controller for injection molding machine. Westwood, Massachusets.

Maitre, E. (1997). *Sur une classe d'équations à double non linéarité : application à la simulation numérique d'un écoulement visqueux compressible* (Thèse). Université Joseph-Fourier - Grenoble I.

Fara, D. A., Kamal, M. R., & Patterson, W. I. (1985). Evaluation of simple dynamic models and controllers for hydraulic and nozzle pressure in injection molding. *Polymer Engineering & Science*, 25(11), pp. 714-723.

Kamal, M. R., Patterson, W. I., Conley, N., Fara, D. A., & Lohfink, G. (1987). Dynamics and control of pressure in the injection molding of thermoplastics. *Polymer Engineering & Science*, 27(18), pp. 1403-1410.

Fara, A., & I, D. (1988). *Control of nozzle and cavity pressure during filling and packing in thermoplastics injection molding*.

Kazmer, D. O., & Barkan, P. (1995). *Dynamic feed control: a new method for injection molding of high quality plastic parts* (Thèse).

Reilly, J. F., Doyle, M., & Kazmer, D. O. (2001). An assessment of Dynamic Feed control in modular tooling. *The Journal of Injection Molding Technology*, 5(1), pp. 49-60.

Gomes, V. G., Patterson, W. I., & Kamal, M. K. (1986). An injection molding

- study. Part II: Evaluation of alternative control strategies for melt temperature. *Polymer Engineering & Science*, 26(12), pp. 867-876.
- Gustafson, D., & Lebow, W. (1987). Model predictive control (MPC) of injection molding machines (pp. 2017-2026). Présenté à 26th IEEE Conference on Decision and Control, IEEE.
- Pandelidis, I. O., & Agrawal, A. R. (1988). Optimal anticipatory control of ram velocity in injection molding. *Polymer Engineering & Science*, 28(3), pp. 147-156.
- Demirci, H. H., Coulter, J. P., & Güçeri, S. I. (1997). A Numerical and Experimental Investigation of Neural Network-Based Intelligent Control of Molding Processes. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 119(1), pp. 88-94.
- Woll, S. L. B., & Cooper, D. J. (1997). Pattern-based closed-loop quality control for the injection molding process. *Polymer Engineering & Science*, 37(5), pp. 801-812.
- Landau, Y. D. (1984). Adaptive control: The model reference approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-14*(1), pp. 169-170.
- Sanschagrin, B. (1983). Process control of injection molding. *Polymer Engineering & Science*, 23(8), pp. 431-438.
- Bethoux, G. (1976). *Approche unitaire des méthodes d'identification et de commande adaptative des procédés dynamiques* (Thèse). Institut National Polytechnique de Grenoble.
- Landau, I. D., Lozano, R., M'Saad, M., & Karimi, A. (2011). *Adaptive Control*. Springer London.
- Devos, P. (1990). *Contribution à l'optimisation de la conduite d'une presse à injecter les polymères thermoplastiques* (Thèse). Université des Sciences et Techniques de Lille - Flandres - Artois.
- Shaw, F.-R., & Srinivasan, K. (1993). Discrete-Time Repetitive Control System Design Using the Regeneration Spectrum. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 115(2A), pp. 228-237.
- Gao, F., Patterson, W. I., & Kamal, M. R. (1994). Self-tuning cavity pressure control of injection molding filling. *Advances in Polymer Technology*, 13(2), pp. 111-120.
- Tsoi, H.-P. (1997). *A fuzzy logic controller (FLC) for ram velocity in injection molding* (Thesis).
- Tsoi, H.-P., & Gao, F. (1999). Control of injection velocity using a fuzzy logic rule-based controller for thermoplastics injection molding. *Polymer Engineering & Science*, 39(1), pp. 3-17.
- Huang, S.-J., & Lee, T.-H. (2000). Fuzzy logic controller for a retrofitted closed-loop injection moulding machine. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 214(1), pp. 9-22.
- Kazmer, D., & Danai, K. (2001). Control of Polymer Processing. In O. Nwokah & Y. Hurmuzlu (Éd.), *The Mechanical Systems Design Handbook* (Vol. 24). CRC Press.
- Sherbelis, G., Garvey, E., Road, C., & Kazmer, D. (1997). The methods and benefits of establishing a process window. In *Submitted for the 1997 Annual Technical Conference of the Society of Plastics Engineers*.
- Berins, M. L. (1991). Standards for Molding Tolerances. In *Plastics Engineering Handbook Of The Society Of The Plastics Industry* (5th éd., pp. 821-844). SPI Plastics Engineering Kluwer Academic.
- Kazmer, D. O., Velusamy, S., Westerdale, S., Johnston, S., & Gao, R. X. (2010b). Robustness of switchover methods for injection molding. *Society of Plastic Engineering, Plastics Research Online*, 3.
- AFNOR. (1987). NF T58-000. AFNOR.
- Bruno Albert, Christophe Knecht, François De Beuvron, Julien Charrier, Maurice Pillet, Jean-Luc Maire, & Cecilia Zanni-Merk. (2016). Formalisation du Contrôle Qualité Haptique : Structuration Sémantique des Sensations Haptiques.
- Desage, S.-F., Pitard, G., Pillet, M., Favreliere, H., Maire, J. L., Frelin, F., Le Goïc, G. (2015a). Syntactic texture and perception for a new generic visual anomalies classification. In *The International Conference on Quality Control by Artificial Vision 2015* (Vol. 9534). Le Creusot, France.
- Pitard, G. (2016, mai 19). *Métrologie et modélisation de l'aspect pour l'inspection qualité des surfaces* (Thèse). Université Grenoble Alpes.
- Desage, S.-F., Pitard, G., Favreliere, H., Pillet, M., Maire, J. L., Frelin, F., Le Goïc, G. (2015b). Vers une automatisation du contrôle visuel des produits. In *QUALITA' 2015*. Nancy, France.
- Schwenke, H., Neuschaefer-Rube, U., Pfeifer, T., & Kunzmann, H. (2002). Optical Methods for Dimensional Metrology in Production Engineering. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 51(2), pp. 685-699.
- Lu, N., Yang, Y., & Gao, F. (2002). Stage-based Multivariate Statistical Analysis for injection molding. In *IFAC 2002*.
- Kazmer, D. O., Westerdale, S., & Hazen, D. (2008). A Comparison of Statistical Process Control (SPC) and On-Line Multivariate Analyses (MVA) for Injection Molding. *International Polymer Processing*, 23(5), pp. 447-458.
- Johnston, S., McCreedy, C., Hazen, D., VanDerwalker, D., & Kazmer, D. (2015). On-line multivariate optimization of injection molding. *Polymer Engineering & Science*, 55(12), pp. 2743-2750.
- Liu, J., Liu, T., & Zhang, J. (2016). Window-Based Stepwise Sequential Phase Partition for Nonlinear Batch Process Monitoring. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 55(34), pp. 9229-9243.
- Zhang, Y., Mao, T., Huang, Z., Gao, H., & Li, D. (2016). A statistical quality monitoring method for plastic injection molding using machine built-in sensors. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 85(9-12), pp. 2483-2494.
- Giroud, T. (2001, décembre). *Measurement and calculation of residual stresses in injection moulding of thermoplastic polymers* (Thèse). École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Del Castillo, E. (2006). Statistical process adjustment: a brief retrospective, current status, and some opportunities for further work. *Statistica Neerlandica*, 60(3), pp. 309-326.
- Haessler, J., & Wortberg, J. (1993). Quality Assurance in Injection Molding with Neural Networks. In *Conference Proceedings* (Vol. 1, pp. 123-129). New Orleans: Society of Plastics Engineers.
- Woll, S. L. B., Cooper, D. J., & Souder, B. V. (1996). Online pattern-based part quality monitoring of the injection molding process. *Polymer Engineering & Science*, 36(11), pp. 1477-1488.
- Yang, Y. (2004). *Injection molding control: from process to quality*.
- Rafizadeh, M. (1996). *Physically-based dynamic model for the control of cavity pressure in thermoplastics injection molding*.
- Ryckebusch, M., Pabiot, J., & Laurent, F. (1998). *Method for Controlling an Injection Moulding Press*.
- Fournier, J.-É., Havard, N., Lacrampe, M.-F., Ryckebusch, M., & Krawczak, P. (2006). Conduite adaptative du procédé d'injection des thermoplastiques. *Techniques de l'ingénieur Procédés d'injection des thermoplastiques*.
- Ivester, R., Danai, K., & Kazmer, D. (1998). Automatic tuning of injection molding by the Virtual Search Method. *The Journal of Injection Molding Technology*, 2(3), pp. 103-108.
- Yang, D., Danai, K., & Kazmer, D. (2000). A Knowledge-Based Tuning Method for Injection Molding Machines. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 123(4), pp. 682-691.
- Lau, H. C. W., Ning, A., Pun, K. F., & Chin, K. S. (2001). Neural networks for the dimensional control of molded parts based on a reverse process model. *Journal of Materials Processing Technology*, 117(1-2), pp. 89-96.
- Lau, H., & Wong, T. n. (1998). A Fuzzy Expert System for Complex Closed-loop Control: A Non-Mathematical Approach. *Expert Systems*, 15(2), pp. 98-109.