



Digital Twin and Predictive Maintenance Of Pneumatic Systems

Ahmed Farouk HAJJAM
Thibault MICHEL
Abdessamad CHAKER

Projet CS06
A2I – A23



Table des matières

Remerciement	2
CV de Ahmed Farouk HAJJAM.....	3
CV de Thibault MICHEL.....	4
CV de Abdessamad CHAKER	5
Motivations personnelles.....	6
Présentation générale du projet	8
Motivation.....	8
Description du projet.....	8
Répartition des tâches du projet.....	10
Diagramme de Gantt.....	11
Etat de l'art	12
Présentation du modèle	14
Principe de fonctionnement.....	14
Directional valve	15
Pipe.....	16
Double Acting Actuator	17
Autres Composants.....	19
Difficultés rencontrées	20
Injection des fautes	21
Choix des fautes.....	22
Script MATLAB pour la Génération des Données.....	22
Températures extrêmes.....	24
Blocage du piston.....	25
Fuite	25
Difficultés rencontrées	27
Machine Learning	28
Présentation des différents algorithmes.....	31
Régression Logistique	32
Support Vector Machine (SVM).....	33
Limites de la méthode utilisée	36
Perspectives et détail du travail restant à réaliser	37
Conclusions personnelles.....	38
Conclusion globale	39
Bibliographie	40

Remerciement

Nous souhaitons exprimer notre sincère gratitude à notre professeur, Madame Ramla SADDEM, dont l'encadrement attentif et les conseils précieux ont été d'une importance capitale tout au long de ce projet. Son expertise et son dévouement ont joué un rôle déterminant dans notre compréhension des concepts complexes liés à la modélisation des systèmes pneumatiques sous Simscape, ainsi que dans l'application des techniques de maintenance prédictive.

Nos remerciements s'étendent également à Madame Nadia BEDJAOUI, Senior Academic Technical Specialist chez MATLAB, pour son soutien inestimable. Sa disponibilité et son engagement ont facilité l'accès à des formations spécialisées et à des ressources essentielles, contribuant ainsi à renforcer nos compétences techniques dans l'utilisation des outils MATLAB et Simscape. Sa collaboration a grandement enrichi notre expérience et a été cruciale pour la réalisation de notre projet.



Ahmed HAJJAM



Profil

Actuellement en 3ème année de cycle ingénieur en Automatique et Informatique Industrielle,

Je suis un étudiant à la fois passionné et méticuleux. Je suis autonome et rigoureux dans les tâches que j'ai à réaliser.



Nationalité : Tunisienne



ahmedfarouk.hajjam@gmail.com



07 73 63 02 64



France



linkedin.com/in/ahmed-hajjam



Permis B



Centres d'intérêt

- Voyages :
Allemagne, Belgique, Luxembourg,
Canada, Pays-Bas, Suisse
- Jeux vidéo
- Séries et films
- Sports (Football, Basketball)
- High tech



Langues

Anglais : courant **C1+** (Linguaskill test)
Arabe : courant (langue maternelle)
Espagnol : débutant (**A2-B1**)

Elève ingénieur en Automatique et Informatique Industrielle



Formation

Université de technologie de Troyes

Septembre 2021 – Juillet 2024

Diplôme d'ingénieur en automatique et informatique industrielle

- Projets de programmation d'automate industriels :
- Translateur Rotatif (API Schneider Electric programmé sous Unity pro ; IHM effectué sur Vjeco Designer)
- Station De Bouchonnage (API Siemens programmé sous TIA PORTAL V15.1 ; IHM sous SIMATIC WinCC ; Supervision effectué sur InTouch)

Université de REIMS – CHAMPAGNE-ARDENNE

Ecole d'ingénieur EISINE

Septembre 2019 – Juillet 2021

Licence Energie Electrique Electronique Automatique

- Major de promotion
- Réalisation d'un projet de détecteur de fumée



Expériences professionnelles

Septembre 2022–Février 2023

Stage chez Axter Automation _ Paris

Assistant d'ingénieur d'application en robotique mobile

- Préparation du chantier pour les robots mobiles.
- Calibrage des robots mobiles.
- Installation des circuits et paramétrage des robots mobiles.
- Programmation, tests et suivi pour optimisation.
- Analyse des défaillances et résolution de problèmes.
- Travaux divers liés au robot mobile et à ses applications.

Juin–Août 2021/ Septembre 2021–Janvier 2022/ Août 2023

Magasin VIVAL _ Troyes & Gex

Responsable magasin

- Gestion opérationnelle, financière et administrative
- Tenue d'un poste de caisse
- Approvisionnement et réassort des rayons



Compétences



► Outils informatiques :

-Pack office (Excel, Word, PowerPoint)
-SolidWorks
-Unity pro (LD, SFC), Grafset, Logique combinatoire/séquentielle, GEMMA
-TIA PORTAL
-Intouch
-Factory Io, Connect Io, Home Io

-Langage C
-Java
-ROS (python)
-Matlab, Simulink
-Eagle

Thibault MICHEL

Tél : 07 81 90 84 90

Mail : thibault.michel@utt.fr

25, rue principale – 10320 MACHY



COMPÉTENCES

- Programmation (Python, Java, C)
- Automatique
- Monitoring
- Linux
- Analyse de données
- Traitement de signal
- Electronique
- HTML/CSS
- ROS
- Deep Learning, Machine Learning

LOGICIELS

Matlab
Suite ELK
Labview

LANGUES

Anglais : Courant (C1+ Linguaskill)
Espagnol : Intermédiaire (semestre
Erasmus à Barcelone)

INTÉRÊTS

- ✓ Sport : Basketball (11 ans, niveau pré-national), musculation
- ✓ Musique : Piano (12 ans)

EXPÉRIENCES PROFESSIONNELLES

- | | |
|--|---|
| Juillet 2023
Ste Savine (10) | Agent de tri qualité - Seticap
Contrôle qualité de coiffes de surbouchage pour le Champagne |
| Juillet 2022 -
Janvier 2023
Lille (59) | Stage ingénieur de 6 mois - SNCF Réseau
Développement d'un outil de supervision informatique, gestion de logs, création d'alertes |
| Février 2022
Troyes (10) | Vendeur au rayon quincaillerie - Brico Dépôt
Gestion des stocks, conseil client, tenue du rayon |
| Juillet 2021
Prugny (10) | Agent de silo - Vivescia
Réception, analyse et stockages des céréales |
| Mars 2021 -Mai
2021
Reims (51) | Stage de 10 semaines - Vivescia
Etalonnage d'humidimètres |

FORMATION

- | | |
|-----------|---|
| 2021-2024 | Préparation du diplôme d'ingénieur en Automatique et Informatique Industrielle
<i>UTT Troyes (10) (+Lille, Reims, Barcelone)</i> |
| 2019-2021 | DUT Mesures Physiques
<i>IUT Reims (51)</i> |
| 2018-2019 | Baccalauréat scientifique
<i>Lycée Marie de Champagne Troyes (10)</i> |



Abdessamad CHAKER

Elève-Ingénieur en Automatique et
Informatique Industrielle



PROFIL

Motivé et dynamique, je suis fier de mon parcours scolaire en constante amélioration. Je suis autonome et rigoureux dans les tâches que j'ai à réaliser



COMPETENCES

Electronique et Mécanique
LTspice, Eagle, ISIS, SolidWorks

Informatique
Langage C, Matlab, Java, Python, PowerShell, ROS

Automatique
Home IO, Connect IO, Factory IO, Unity Pro (ST, LD, SFC)

Autre logiciel
ELK, Word, Excel, PowerPoint



LANGUES

- Français : courant
- Anglais : avancé B2+
- Arabe : courant



CENTRES D'INTERET

- **Sport**
-Joueur de football du club FCF Neuville-Jamin en Régional 3 pendant deux ans
- **High tech**
- **Voyage**
-Belgique, Pays-Bas, Espagne



04 Rue du Mail des Charmes
Paron France



07 66 65 87 24



abdochaker66@gmail.com



Permis B



FORMATION

Université de Technologie de Troyes

Automatique et Informatique Industrielle | 2021-Janvier 2025

- Systèmes Automatisés | Automatique Linéaire | Système Dynamiques | Industrie 4.0 | Microcontrôleurs et DSP | CAO | robotique

Université de Reims Champagne-Ardenne

1ère et 2ème année Licence Electronique, Energie Electrique, Automatique | 2019-2021

-Major de la promotion en L2

Lycée El Khawarizmi, El Aioun Sidi Mellouk Maroc

Baccalauréat Sciences Physiques option Français| 2019

-Mention : Très Bien



PROJETS ETUDIANTS

• **Réalisation de la commande automatisée d'un système**
Réalisation du Grafset et du GEMMA du système en se basant sur le cahier des charges, développement de programmes automatés, développement d'IHM, calcul des indicateurs de performance du système...

• **Réalisation d'un jeu en JAVA**
Initiation au concept d'UML, programmation en java orienté objet, création d'une interface graphique, documentation d'une API avec Javadoc



EXPERIENCES PROFESSIONNELLES

Stage assistant ingénieur système d'information

SNCF Réseau, Lille | 02/2023 – 07/2023

- Développement de l'application CMMSSI qui a pour but de monitorer les données utilisées par les divers services afin de surveiller et superviser l'état des installations ferroviaires
- Analyse et traitement des données et réalisation des dashboard à l'aide de la suite ELK, permettant le suivis des process et des données.
- Création d'alertes mail et SMS afin de prévenir au plus tôt les équipes concernées par un éventuel problème

Employé polyvalent

Gusto Pizz, Roubaix | 04/2023 – 07/2023

- Accueil et prise des commandes

Employé polyvalent

Domino's Pizza, Troyes | 09/2022 - 01/2023

- Accueil, prise et livraison des commandes

Inventoriste

RGIS, Reims | 11/2020 – 03/2021

- Comptage et contrôle des produits du magasin

Motivations personnelles

Ahmed Farouk HAJJAM :

Lors de mon stage ST09 chez Axter Automation, j'ai eu l'opportunité de réaliser des interventions de maintenance préventive chez différents clients. Mon rôle consistait à évaluer l'état des composants des robots et à les remplacer si nécessaire. Cependant, j'ai constaté à plusieurs reprises que de nombreux composants étaient en bon état et ne nécessitent pas de remplacement immédiat. Ces déplacements non essentiels représentaient une inefficacité notable et pouvaient être évités, retardant ainsi d'autres interventions plus cruciales. C'est au cours de cette expérience que j'ai pris conscience des limites des approches de maintenance préventive traditionnelles.

C'est dans ce contexte que le choix du sujet de projet sur la maintenance prédictive des systèmes pneumatiques a pris tout son sens pour moi. L'idée d'explorer les possibilités offertes par l'apprentissage automatique et les jumeaux numériques afin d'anticiper les défaillances des systèmes pneumatiques a suscité un vif intérêt. Cette orientation représente une perspective prometteuse pour améliorer l'efficacité des interventions de maintenance, en évitant les déplacements inutiles et en ciblant précisément les composants nécessitant une attention immédiate.

Abdessamad CHAKER :

Mon choix pour ce projet découle directement de ma précédente expérience en tant qu'assistant ingénieur système d'information à la SNCF Réseau. Pendant mon stage, j'ai apporté ma contribution au développement de l'application CMMSSI, centrée sur la supervision des installations ferroviaires. Mon rôle impliquait la création de tableaux de bord pour suivre de près les processus et les données associées à ces installations, fournissant ainsi une visibilité essentielle pour des prises de décision rapides. De plus, j'étais chargé de mettre en place des alertes par e-mail et SMS afin d'assurer une réactivité optimale en cas de problèmes potentiels.

Cette expérience a forgé ma compréhension des enjeux liés à la surveillance et à la gestion des systèmes complexes. Le projet actuel, axé sur le développement de modèles prédictifs pour les systèmes pneumatiques avec l'aide de MATLAB, me motive particulièrement. La complexité de ce défi et l'opportunité de mettre en œuvre des compétences similaires à celles acquises lors de mon stage à la SNCF Réseau représentent un défi stimulant. Je suis convaincu que cette expérience antérieure me positionne avantageusement pour contribuer de manière significative à la réussite de ce projet et pour approfondir davantage mes compétences dans ce domaine spécifique.

Thibault MICHEL :

Ayant eu la chance lors de mon semestre Erasmus à l'ETSETB (Barcelone) de découvrir le Machine Learning, ce projet était une occasion de mettre en application mes connaissances sur un système dont la modélisation m'était jusqu'alors inconnue. J'ai également eu l'opportunité lors de ce semestre de coder différentes applications sur Matlab, l'utilisation de ce support pour ce projet me semble donc être une bonne occasion d'augmenter ma connaissance de celui-ci, notamment avec des outils dont je ne m'étais jusqu'alors pas servi comme Simscape ou le Classification Learner.

De plus, lors de mon ST09 au sein de la SNCF Réseau j'ai également pu découvrir les bases de la maintenance prédictive, domaine qui m'était jusqu'alors inconnu, le choix de ce projet me paraît donc l'occasion parfaite de développer ces connaissances et approfondir mon intérêt pour l'apprentissage automatique et les jumeaux numériques.

Présentation générale du projet

Motivation

Les systèmes pneumatiques utilisent du gaz comprimé ou de l'air sous pression pour créer un mouvement. Ils sont largement utilisés pour différentes applications, notamment dans des processus tels que le perçage, l'emballage, les systèmes d'assemblage, ainsi que dans les freins pneumatiques pour véhicules lourds. Un système pneumatique typique se compose de plusieurs composants mécaniques, thermiques et électriques tels qu'un compresseur, un filtre, un régulateur, un lubrificateur, des tuyaux, des vannes de commande directionnelles, des automates programmables, un piston, des actionneurs et un échangeur de chaleur.

Ce système complexe peut développer plusieurs types de défauts au fil du temps, difficiles à prévoir et à diagnostiquer. Ceux-ci incluent des problèmes tels que des fuites d'air, des étranglements d'air, des filtres endommagés, des vannes défectueuses, etc. Tout cela peut entraîner des arrêts de production et d'autres pertes commerciales. Les techniques de maintenance prédictive utilisant l'apprentissage automatique offrent des possibilités prometteuses pour prendre des décisions basées sur les données et prendre à l'avance les actions de maintenance, de planification des stocks et de réparation requises. Cependant, la formation d'algorithmes de maintenance prédictive robustes nécessite de nombreuses données de capteurs pouvant représenter efficacement différents scénarios de fonctionnement du système. L'acquisition de ces données peut s'avérer difficile et coûteuse dans un contexte réel, en particulier les données provenant d'opérations défectueuses ou dégradées. Une solution prometteuse à ce problème consiste à générer des données de formation synthétiques à partir d'une simulation système, qui peuvent représenter une variété de conditions de fonctionnement et d'états de panne. La simulation peut même être adaptée à un système réel fonctionnant comme un jumeau numérique, permettant des prédictions spécifiques à la machine et divers scénarios de simulation.

Description du projet

Le projet implique l'utilisation de Simscape™ pour développer un modèle de simulation détaillé d'un système pneumatique. Cette modélisation doit être ajustée afin de refléter les comportements normaux et défectueux du système. L'objectif principal consiste à générer des données de capteurs synthétiques à partir de simulations dans des conditions variées. Ces données seront ensuite exploitées pour former des modèles prédictifs en utilisant Predictive Maintenance Toolbox™ et Statistics and Machine Learning Toolbox™. Ces modèles devront détecter les comportements anormaux, classifier les types



de pannes et estimer la durée de vie utile restante. La validation de ces modèles se fera ultérieurement sur des données réelles ou des données synthétiques invisibles.

Avant d'entamer les étapes du projet, une phase préliminaire importante a été entreprise. Nous avons commencé par nous former aux différents outils de MATLAB en utilisant les tutoriels disponibles sur le site de MATHWORKS. Cette phase de formation nous a permis de maîtriser les compétences nécessaires pour tirer pleinement parti des fonctionnalités de MATLAB, ce qui s'est avéré essentiel pour la réalisation réussie de notre projet.

Par la suite, nous avons défini un ensemble d'étapes clés pour concrétiser notre projet. En tout premier lieu, une étude documentaire approfondie sur les systèmes pneumatiques a été initiée, couvrant une variété d'applications. Cette étude exhaustive inclura une analyse des défauts courants, de la dégradation des composants, des conditions environnementales et des capteurs installés. L'objectif est de faciliter l'identification des défauts potentiels et des anomalies qui pourraient survenir dans le contexte du système pneumatique étudié.

Ensuite, le développement d'un modèle multiphysique d'un système pneumatique standard sera réalisé en utilisant Simscape™. Ce modèle devra être suffisamment détaillé pour intégrer les comportements défectueux dans différentes conditions environnementales.

La génération de données de capteurs synthétiques constitue une étape clé du projet. Ces données, reflétant divers comportements du système tels que le fonctionnement normal, la dégradation continue et le fonctionnement défectueux, seront générées à partir du modèle et parallélisées grâce à l'utilisation de Parallel Computing Toolbox™.

Enfin, les modèles prédictifs seront développés à l'aide de Statistics and Machine Learning Toolbox™ et Predictive Maintenance Toolbox™. Ces modèles devront être capables d'identifier les comportements anormaux par le biais de différentes techniques d'apprentissage automatique non supervisé, de classer les défauts à l'aide de techniques supervisées, et d'estimer la durée de vie utile restante avant qu'une panne ne se produise.

En conclusion, une évaluation de l'efficacité et des limites de cette méthodologie sera réalisée. De plus, l'utilité des méthodes de simulation et des jumeaux numériques dans le contexte des applications de maintenance prédictive sera examinée et commentée.

























Répartition des tâches du projet

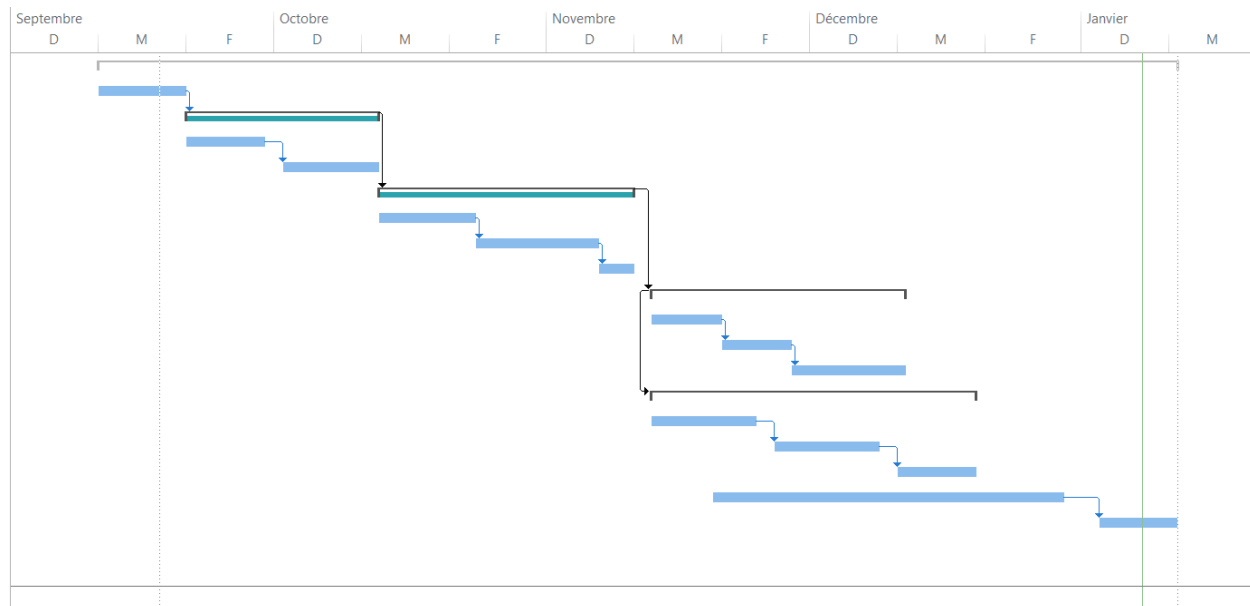
Pour ce projet, nous avons décidé de nous répartir les différents points de la manière suivante :

- **Thibault** s'est occupé d'effectuer les recherches liées aux systèmes pneumatiques, aux fautes récurrentes ainsi qu'à la dégradation des composants et les conditions environnementales dans lesquels ceux-ci doivent évoluer
- **Abdessamad** s'est chargé de trouver un modèle assez précis et répondant à ces différentes problématiques
- **Ahmed** a eu le rôle d'implémenter les différentes fautes dans ce système et de générer les datas qui seront utiles pour la partie Machine Learning.
- **Thibault** a développé les différents algorithmes de Machine Learning permettant de détecter ces fautes

Cette répartition des tâches a permis à chaque membre de l'équipe de contribuer de manière significative à différentes étapes du projet, assurant ainsi une progression fluide et une collaboration efficace.

Diagramme de Gantt

		Mode Tâche	Nom de la tâche	Durée	Début	Fin
0			↳ Projet CS06	89 jrs?	Lun 11/09/23	Jeu 11/01/24
1			1 Choix du projet	8 jrs?	Lun 11/09/23	Mer 20/09/23
2			↳ 2 L'état de l'art	16 jrs?	Jeu 21/09/23	Jeu 12/10/23
3			2.1 Etude du cahier des charges	7 jrs	Jeu 21/09/23	Ven 29/09/23
4			2.2 Se former à l'aide des tutoriels MATLAB	9 jrs	Lun 02/10/23	Jeu 12/10/23
5			↳ 3 Preparation du modèle Simscape	21 jrs?	Ven 13/10/23	Ven 10/11/23
6			3.1 Choix des composants	7 jrs	Ven 13/10/23	Lun 23/10/23
7			3.2 Connexion des composants	10 jrs	Mar 24/10/23	Lun 06/11/23
8			3.3 Tester le fonctionnement normal du modèle	4 jrs	Mar 07/11/23	Ven 10/11/23
9			↳ 4 Injection des fautes	21 jrs	Lun 13/11/23	Lun 11/12/23
10			4.1 Choix des fautes	6 jrs	Lun 13/11/23	Lun 20/11/23
11			4.2 Préparation du script	6 jrs	Mar 21/11/23	Mar 28/11/23
12			4.3 Génération des DATAs	9 jrs	Mer 29/11/23	Lun 11/12/23
13			↳ 5 Machine learning	27 jrs	Lun 13/11/23	Mar 19/12/23
14			5.1 Apprentissage non supervisé	10 jrs	Lun 13/11/23	Ven 24/11/23
15			5.2 Apprentissage supervisé	10 jrs	Lun 27/11/23	Ven 08/12/23
16			5.3 Estimation de la durée de vie avant un défaut	7 jrs	Lun 11/12/23	Mar 19/12/23
17			6 Rédaction du rapport	30 jrs	Lun 20/11/23	Ven 29/12/23
18			7 Préparation de la presentation	7 jrs	Mer 03/01/24	Jeu 11/01/24



Etat de l'art

Les systèmes pneumatiques sont comme beaucoup d'autres systèmes soumis à l'usure et la dégradation, ainsi, des fautes sont susceptibles d'apparaître dans le temps. Nous essaierons d'identifier certaines de ces fautes récurrentes, ainsi que le contexte dans lequel elles apparaissent, en prenant en compte la dégradation des composants, les conditions environnementales dans lequel le système évolue et les différents capteurs capables d'identifier ces potentielles fautes.

Tout d'abord, on peut trouver des systèmes pneumatiques utilisés dans différents contextes comme les presses, les perceuses, l'activation de valves systèmes pour des gaz ou des liquides, le déchargement de trémies, le déplacement d'objets, la peinture aérosol ou encore en support pour soudage.

Parmis ces systèmes, nous pouvons constater que certaines fautes reviennent de manière récurrente.

Il arrive régulièrement que l'actionneur soit trop lent ou dérive sans commande, que la pression dans le système soit insuffisante, ou que les valves ou l'unité de filtration soient défectueuses.

Une pression trop faible ou variable est souvent causée par un apport inadéquat d'air comprimé dans le système, des tuyaux trop petits ou encore un pic de demande d'autres systèmes sur le circuit d'air.

Une absence de contrôle de débit peut également provoquer un mouvement de vérins trop rapide ce qui peut les endommager ou trop lent ce qui peut empêcher le système de fonctionner correctement. Le mauvais positionnement de ces capteurs peut également interférer avec la vitesse des vérins et ainsi les endommager si le débit est amené à changer fréquemment.

Un claquement du vérin peut se produire à la mise sous tension du système, si le vérin est laissé par la charge en position rétractée lors de la coupure de l'air. Lorsque le système est ensuite remis sous tension, l'air peut s'engouffrer trop rapidement, provoquant un fonctionnement brusque et potentiellement dangereux. Les vannes de démarrage progressif permettent d'éviter ce problème en permettant une augmentation progressive de la pression.

Une mauvaise lubrification du système peut également amener à des mal fonctionnements.

Enfin, une fuite peut amener le système entier en défaillances.

Afin de fonctionner correctement, un système pneumatique doit idéalement opérer dans un environnement avec un air propre et sec, en assurant que le débit soit stable et maintenu afin d'assurer la pression. En général, une température entre -20°C et 80°C permet le bon fonctionnement des systèmes pneumatiques, même si cette étendue peut être amenée à varier selon les applications et systèmes. En effet, le métal présent dans ces systèmes s'expand et se contracte en fonction de la température et ce cycle peut amener le système à se déformer et impacter l'efficacité de celui-ci.

Il arrive également que des particules de poussières s'amassent dans les systèmes réduisant ainsi l'espace disponible à occuper et augmentant ainsi la pression du système. Un nettoyage régulier et une isolation de qualité pallient ce problème.

L'air du système doit également être sec. En général, un problème d'humidité prolongé dans le système se remarque à l'apparition de corrosion sur les pistons. Cela peut être dû à un problème de filtrage de l'air au niveau du compresseur d'air ou encore tout simplement une fuite dans le système. Si l'environnement est amené à être humide, il est préférable de couvrir le piston et d'utiliser un vérin en acier inoxydable.

Enfin, on peut identifier ces différentes fautes avec des capteurs. Des capteurs de pressions peuvent aider à savoir si la pression du système est correcte ou s'il y a des fautes ou un problème de débit. Il est également possible d'introduire des capteurs de mouvement sur le vérin afin de vérifier le bon fonctionnement du système et ainsi savoir si la maintenance est nécessaire ou estimer le délai nécessaire avant la prochaine.

Présentation du modèle

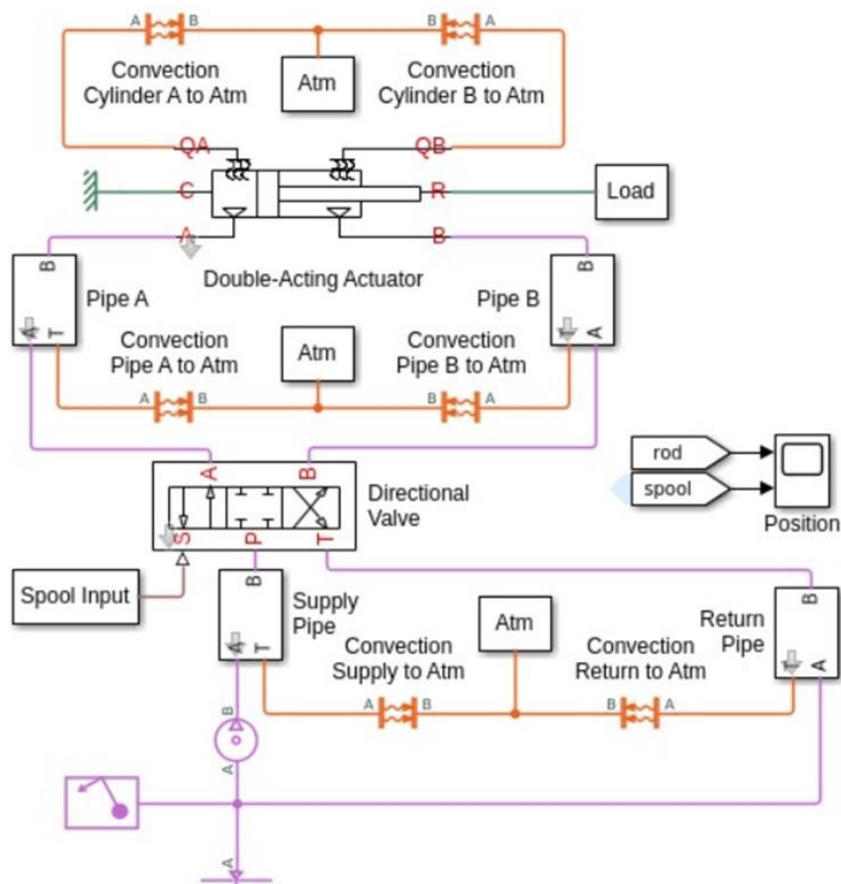
Dans ce rapport, nous présentons la modélisation d'un système pneumatique à l'aide de Simscape dans Simulink. Le système que nous avons choisi de modéliser est un simple piston contrôlé par une valve directionnelle à 4 voies et 3 positions.

Principe de fonctionnement

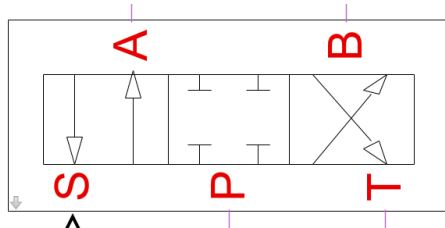
Le piston est un composant pneumatique qui permet de convertir la pression du gaz en mouvement. Il est constitué de deux chambres, une chambre haute et une chambre basse. La pression du gaz dans la chambre haute pousse le piston vers le bas, tandis que la pression du gaz dans la chambre basse pousse le piston vers le haut.

La valve directionnelle est un composant pneumatique qui permet de contrôler le flux de gaz vers les chambres du piston. Elle dispose de trois positions :

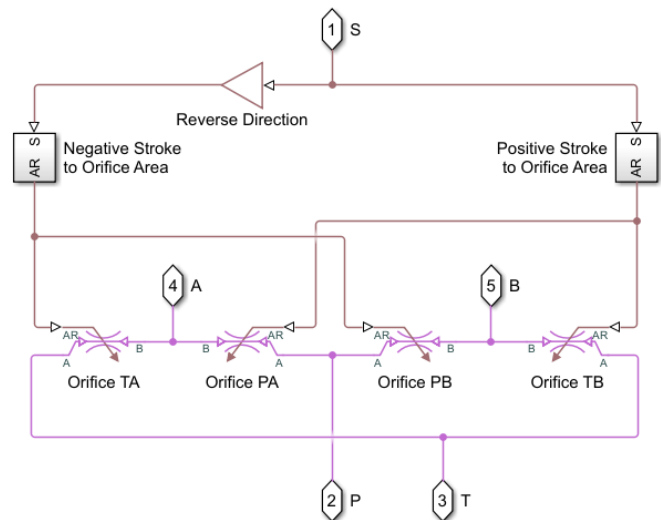
- Position 1 : La chambre haute est connectée à la source de pression, tandis que la chambre basse est connectée au réservoir de gaz. Le piston se déplace vers le bas.
- Position 2 : La chambre haute est connectée au réservoir de gaz, tandis que la chambre basse est connectée à la source de pression. Le piston se déplace vers le haut.
- Position 3 : Les deux chambres sont isolées de la source de pression et du réservoir de gaz. Le piston reste immobile.



Directional valve



Directional Valve



Une valve bidirectionnelle à 3 positions et 4 voies est un composant utilisé dans les systèmes hydrauliques ou pneumatiques pour contrôler le flux de fluide dans différentes directions. Son utilisation sur Simulink est souvent nécessaire pour représenter le comportement de tels composants dans un modèle.

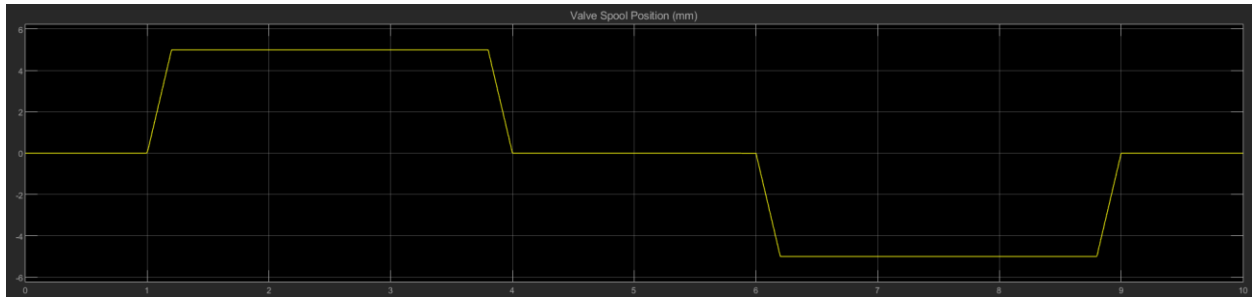
La valve peut être placée dans l'une des trois positions distinctes. Chaque position correspond à un état différent de fonctionnement, par exemple, une position pour le repos, une autre pour le déplacement dans une direction, et une troisième pour le déplacement dans l'autre direction.

Dans notre modèle, la commande de la valve directionnelle est assurée par un signal d'entrée S et elle dispose de quatre ports ou voies qui permettent le passage du gaz. Ces voies sont étiquetées A, B, P (pour la pression), et T (pour le réservoir ou le retour). Les ports A et B sont associées aux deux directions de déplacement du gaz donc ils sont connectés aux chambres A et B du piston via des conduites, influençant ainsi la pression de manière à l'augmenter ou à la relâcher. La voie P (Pump) est liée à une source de pression. Elle est utilisée pour l'alimentation en gaz sous pression dans le but d'injecter le gaz dans les deux chambres A et B du piston, tandis que la voie T (Tank) est utilisée pour le retour du gaz au réservoir, facilitant la libération de la pression des chambres.

Ce bloc offre trois positions distinctes :

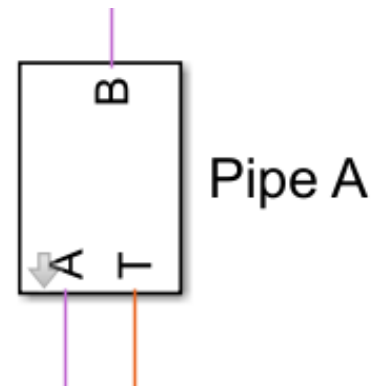
- Lorsque les orifices PA et TB sont ouverts, la pression augmente dans la chambre A et diminue dans la chambre B.
- Lorsque les orifices PB et TA sont ouverts, la pression augmente dans la chambre B et diminue dans la chambre A.
- Lorsque les quatre orifices sont fermés, la pression reste constante dans les deux chambres du piston.

Les positions de la valve sont déterminées par l'input Spool : une valeur positive correspond au premier cas, une valeur négative correspond au deuxième cas, tandis qu'une valeur nulle correspond au troisième cas.



Pipe

Pour comprendre comment la chaleur et la pression se déplace dans notre système pneumatique, nous avons utilisé deux composants importants de Simscape dans Simulink : le bloc "Wall Thermal Mass" (qui représente la capacité thermique de la paroi) et le bloc "Pipe (G)" (qui modélise l'écoulement du gaz dans les conduites). Ces composants sont connectés aux conduites de la valve bidirectionnelle, reliant ainsi les deux chambres du piston. Cette configuration nous permet de simuler précisément le transfert de chaleur à travers les parois et le déplacement du gaz dans les conduites, ce qui améliore la précision de notre simulation.



Masse Thermique de Paroi

Le bloc "Wall Thermal Mass" est essentiel car il représente la capacité de la paroi à stocker de la chaleur. Il tient compte de la masse et de la capacité thermique du matériau de la paroi, permettant ainsi de stocker et de libérer de l'énergie thermique en réaction aux changements de température. Les propriétés comme la conductivité thermique et l'épaisseur de la paroi sont ajustables pour correspondre aux caractéristiques de notre système.



Tuyau pour Gaz (Pipe G)

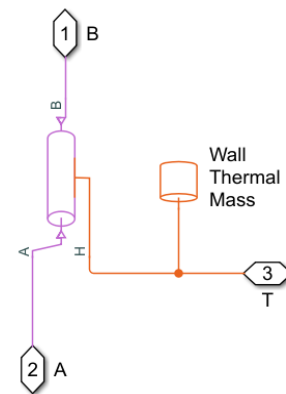
De l'autre côté, le bloc "Pipe (G)" modélise comment le gaz se déplace dans les conduites du système pneumatique. Il prend en compte les pertes de chaleur dues au frottement avec la paroi de la conduite, ainsi que les propriétés thermiques du gaz. La pression et la température du gaz changent en fonction de sa compressibilité et de sa capacité thermique. Le modèle signale également si la sortie atteint une condition d'étranglement, ce qui peut se produire lorsque le gaz circule très rapidement.



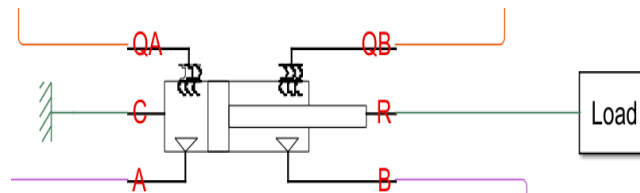
En connectant ces deux composants, le modèle nous permet de voir comment la chaleur se déplace simultanément à travers les parois et le gaz dans les conduites. Les échanges d'énergie entre la paroi et le gaz dépendent des différences de température. Cette configuration offre une représentation dynamique et précise des interactions thermiques dans le système pneumatique.

Conclusion :

En résumé, l'utilisation combinée de la masse thermique de la paroi et du tuyau pour le gaz nous donne une modélisation détaillée des interactions thermiques. Cela nous permet de capturer avec précision les phénomènes physiques de notre système. De plus, la flexibilité de ces composants configurables nous permet d'ajuster le modèle selon les spécificités de notre système pneumatique, renforçant ainsi sa pertinence pour notre projet.



Double Acting Actuator

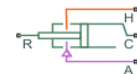


Le piston dans notre système, modélisé comme un "Double Acting Actuator", est composé de plusieurs éléments interagissant de manière cohérente pour simuler son comportement mécanique et thermique. Il est composé de plusieurs éléments interagissant de manière cohérente pour reproduire son comportement complexe.

-Les blocs "Translational Mechanical Converter (G)" représentent les mouvements linéaires des chambres A et B du piston. Ces blocs convertissent le flux de gaz provenant des pipes A et B en un mouvement linéaire du piston. Cette conversion est rendue possible par des mécanismes internes qui transforment la pression exercée par le gaz en une force mécanique, propulsant ainsi le piston dans la direction appropriée.



Translational Mechanical Converter Chamber A



Translational Mechanical Converter Chamber B

-La "Mass (Masse)" symbolise la masse du piston et affecte la dynamique du mouvement. Plus la masse est grande, plus le piston peut être difficile à déplacer.



Piston Mass

-Le bloc "Ideal Translational Motion Sensor" agit comme un capteur de position, mesurant constamment la position précise du piston. Cette information est importante pour le contrôle du système, car elle permet de réguler la position du piston en fonction des besoins du système en agissant sur les pressions.



Ideal Translational Motion Sensor

-La position mesurée du piston est ensuite utilisée par le bloc "Goto" pour établir une consigne de position, indiquant au système où le piston devrait idéalement se trouver. Cette rétroaction constante permet un contrôle dynamique et en temps réel du déplacement du piston. Dans notre cas, ça va être notre sortie qui va représenter la position du piston en mètre.



Goto 1

-Les blocs "Translational Hard Stop" et "Translational Damper" introduisent des éléments de sécurité et de contrôle. La "Hard Stop" limite le déplacement maximal du piston, évitant des mouvements excessifs. L'amortisseur ajoute une couche de contrôle en introduisant un amortissement au mouvement du piston pour contrôler la vitesse du piston, éviter des oscillations indésirables ainsi qu'assurer un mouvement stable en réduisant les contraintes mécaniques.



Translational-Hard Stop



Translational-Damper

-Les blocs "Convective Heat Transfer" et "Thermal Mass" gèrent la composante thermique du système. Les échanges thermiques entre les chambres A et B et le piston sont modélisés par les deux blocs "Convective Heat Transfer", prenant en compte la dynamique du fluide et du mouvement du piston. Le "Thermal Mass" représente la capacité du piston à absorber et libérer de l'énergie thermique en réponse aux variations de température, contribuant ainsi à une représentation précise des phénomènes thermiques.

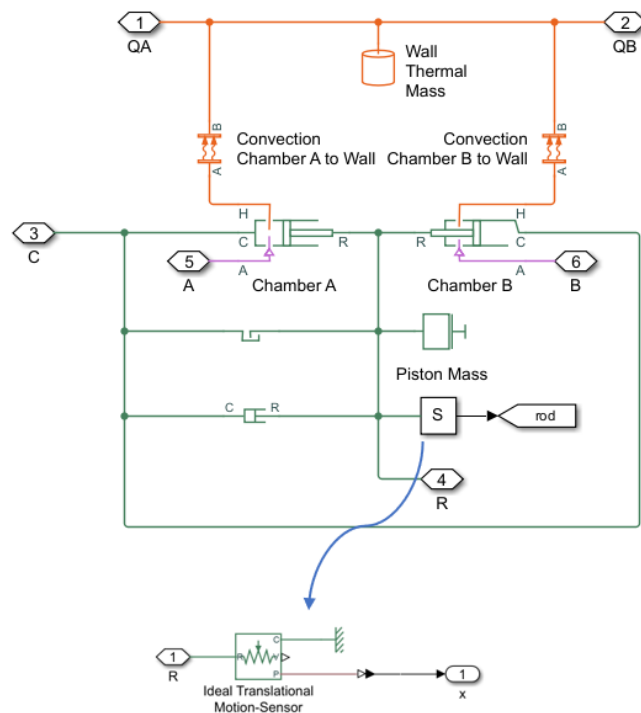


Wall-Thermal Mass



Convection-Chamber A to Wall

En combinant habilement ces composants, notre modèle offre une représentation détaillée et réaliste du comportement du piston dans le contexte du système pneumatique. Chaque élément est soigneusement calibré pour assurer une performance optimale tout en garantissant la sécurité, la stabilité et la précision du mouvement du piston. Lorsque les chambres A et B sont alimentées en gaz, le piston se déplace en fonction des différences de pression. Le capteur mesure cette position, permettant au système de contrôle de réguler la position du piston. Les composants mécaniques garantissent un mouvement sûr et contrôlé, tandis que les éléments thermiques capturent les échanges de chaleur associés au déplacement du piston.



Le fonctionnement normal de notre modèle génère des résultats cohérents et conformes à nos attentes :

- Lorsque les orifices PA et TB sont ouverts, la pression augmente dans la chambre A et diminue dans la chambre B, entraînant le déplacement du piston vers la droite, ce qui est conforme à notre conception.
- En fermant les quatre orifices, la pression constante dans les deux chambres du piston maintient ce dernier immobile, en accord avec nos prévisions.
- L'ouverture des orifices PB et TA entraîne une augmentation de la pression dans la chambre B et une diminution dans la chambre A, provoquant le déplacement du piston vers la gauche, en ligne avec nos attentes de fonctionnement.

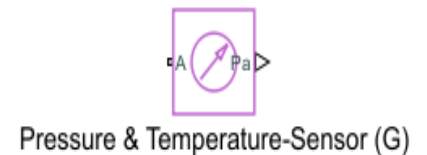
Ces résultats logiques sont en adéquation avec les entrées prévues pour notre modèle.



Dans notre configuration système, l'intégration de deux blocs Temperature Sensor aux entrées des températures des conduites vers le Double Acting Actuator, ainsi qu'un bloc Temperature Source, permet la surveillance et le contrôle précis des variations thermiques. Ces capteurs contribuent à une modélisation thermique pointue, essentielle pour maintenir la stabilité et optimiser les performances du piston.



Parallèlement, l'utilisation de deux blocs Pressure & Temperature Sensor (G) entre les entrées des conduites et les sorties du Directional Valve offre une mesure de la pression aux points clés du système. Ces capteurs fournissent une compréhension approfondie des variations fluidiques lors de l'activation du Directional Valve, renforçant ainsi la capacité du modèle à refléter fidèlement les conditions de fonctionnement. Ces données de mesure sont importantes pour une bonne analyse du comportement du système et pour des ajustements précis des paramètres afin d'optimiser ses performances.



Difficultés rencontrées

Le processus de conception du modèle sur Simulink a débuté par la recherche et la sélection des blocs et composants appropriés nécessaires à la modélisation du système pneumatique. Cette étape a demandé une recherche minutieuse dans la bibliothèque Simscape™ pour identifier les composants pertinents tels que les valves et les réservoirs, indispensables à la représentation précise du système. La complexité inhérente de ces composants pneumatiques a imposé la nécessité d'une compréhension approfondie pour ajuster les paramètres de manière adéquate. L'interconnexion de ces composants tout en préservant la fonction globale du système a constitué un défi supplémentaire. Cela a impliqué une réflexion précise sur la manière de combiner les fonctionnalités individuelles de chaque composant pour refléter fidèlement le comportement global du système pneumatique.

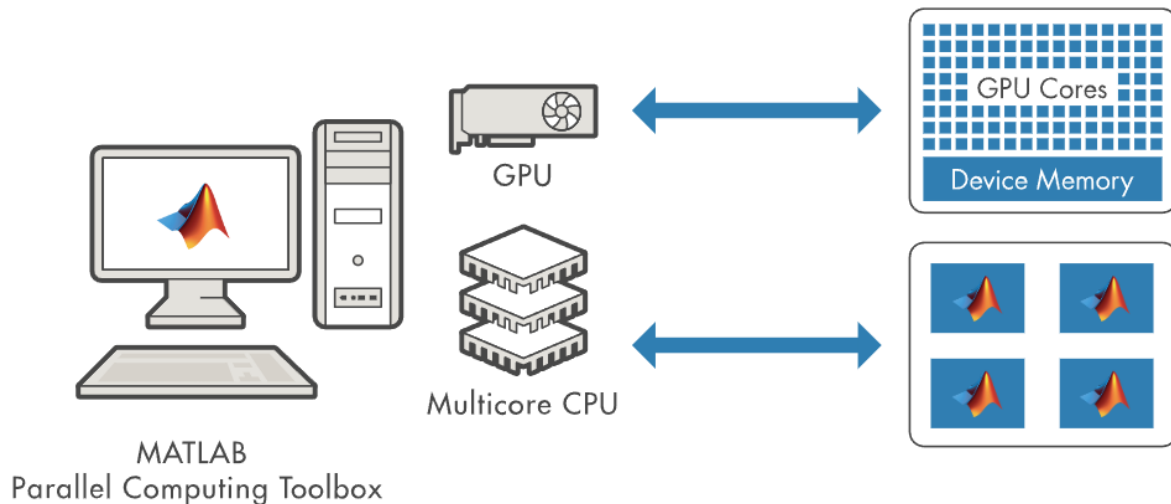
Cependant, malgré nos efforts, certains composants présentaient une complexité telle que leur fonctionnement n'était pas clairement compris. Confrontés à cette incertitude, nous avons pris la décision pragmatique de changer d'approche plutôt que de persévérer dans une voie incertaine. Cette décision a permis de maintenir une progression constante du projet, bien que cette approche alternative ait pu nécessiter des ajustements supplémentaires. Quant aux résultats obtenus, leur évaluation était essentielle pour déterminer si le modèle répondait aux exigences initiales. Des tests rigoureux ont été effectués pour évaluer la validité et la précision du modèle, permettant ainsi de prendre des décisions éclairées sur les ajustements nécessaires pour atteindre des résultats optimaux.

Injection des fautes

L'une des étapes cruciales dans la réalisation de notre projet de "Jumeau Numérique et Maintenance Prédictive des Systèmes Pneumatiques" consiste à générer des données de capteurs synthétiques à partir du modèle que nous avons développé sous Simscape™. Cette étape est d'une grande importance, car elle nous permet de créer un ensemble de données représentatif des divers comportements du système pneumatique, englobant des opérations normales, une dégradation continue, ainsi que des dysfonctionnements anormaux, tels que des fuites de gaz ou des défaillances matérielles.

Dans cette partie de notre rapport, nous examinerons de manière approfondie le processus de création de données synthétiques en utilisant les informations obtenues grâce à une revue de la littérature. Les recherches spécialisées sur les systèmes pneumatiques nous ont fourni des indications précieuses concernant les caractéristiques des comportements normaux et défectueux de ces systèmes. Ces informations ont été utilisées pour élaborer des scénarios de simulation pertinents, reproduisant de manière fidèle la réalité opérationnelle de notre système.

Pour maximiser l'efficacité de cette étape, nous faisons usage de Parallel Computing Toolbox™, une plateforme qui permet l'accélération des simulations en exploitant les capacités de calcul parallèle de nos ressources informatiques. Cette approche innovante nous offre une opportunité d'optimiser le temps de simulation, facilitant ainsi la génération rapide et précise de données synthétiques dans des conditions variées.



L'objectif ultime de cette phase est de constituer un ensemble de données synthétiques solide et représentatif, qui servira de fondement à des phases ultérieures d'apprentissage automatique. Ces phases concernent la détection d'anomalies, la classification des défauts, et l'estimation de la durée de vie utile restante du système

Choix des fautes

Nous avons choisi de simuler trois types d'incidents susceptibles d'affecter le rendement du système : l'effet de la température sur les composants, le blocage du piston, et les fuites tant au niveau de la valve que du piston.

- La première faute que nous simulons concerne les variations extrêmes de température, allant de -50°C à 100°C . Les systèmes pneumatiques peuvent être exposés à des conditions environnementales difficiles, et comprendre l'impact de ces variations sur les composants est essentiel pour une maintenance proactive. Nous explorerons comment notre modèle réagit à ces changements de température et comment cela se traduit par des variations dans les pressions et les performances du système.
- Ensuite, nous introduisons la simulation d'un blocage du piston, une défaillance qui peut survenir pour diverses raisons, allant de l'usure à des problèmes mécaniques. Cette défaillance peut entraîner des conséquences graves sur le fonctionnement global du système pneumatique, et nous étudierons comment notre modèle capte ces situations anormales.
- Enfin, nous examinerons les effets des fuites, aussi bien au niveau de la valve que du piston. Les fuites d'air sont des défauts courants dans les systèmes pneumatiques, et comprendre comment notre modèle réagit à ces pertes de pression nous permettra de développer des capacités de détection précoce pour ces problèmes récurrents.

Script MATLAB pour la Génération des Données

Le script MATLAB que nous avons conçu commence par charger notre modèle Simscape défini comme 'Modelisation_pneumatic_system'. Les paramètres de simulation, tels que la température initiale, la taille de la valve, et la surface du piston, sont définis dans des plages spécifiques pour assurer une diversité appropriée des conditions de fonctionnement.

```
model = 'Modelisation_pneumatic_system';  
load_system(model);  
  
% Paramètres à balayer pour la simulation  
T_init_sweep = (223.15:10:373.15);  
A_valve_sweep = (1e-10:5.3348e-08:8.0032e-07);  
A_piston_sweep = (0.002:((0.02-0.002)/15):0.02);
```

En utilisant la fonction `parsim` de MATLAB, nous avons structuré le script pour exécuter des simulations en parallèle, exploitant ainsi la puissance du Parallel Computing Toolbox™. Cette approche permet d'optimiser significativement le temps de simulation.
(Exemple de génération de datas pour les variations de température dans le PISTON)

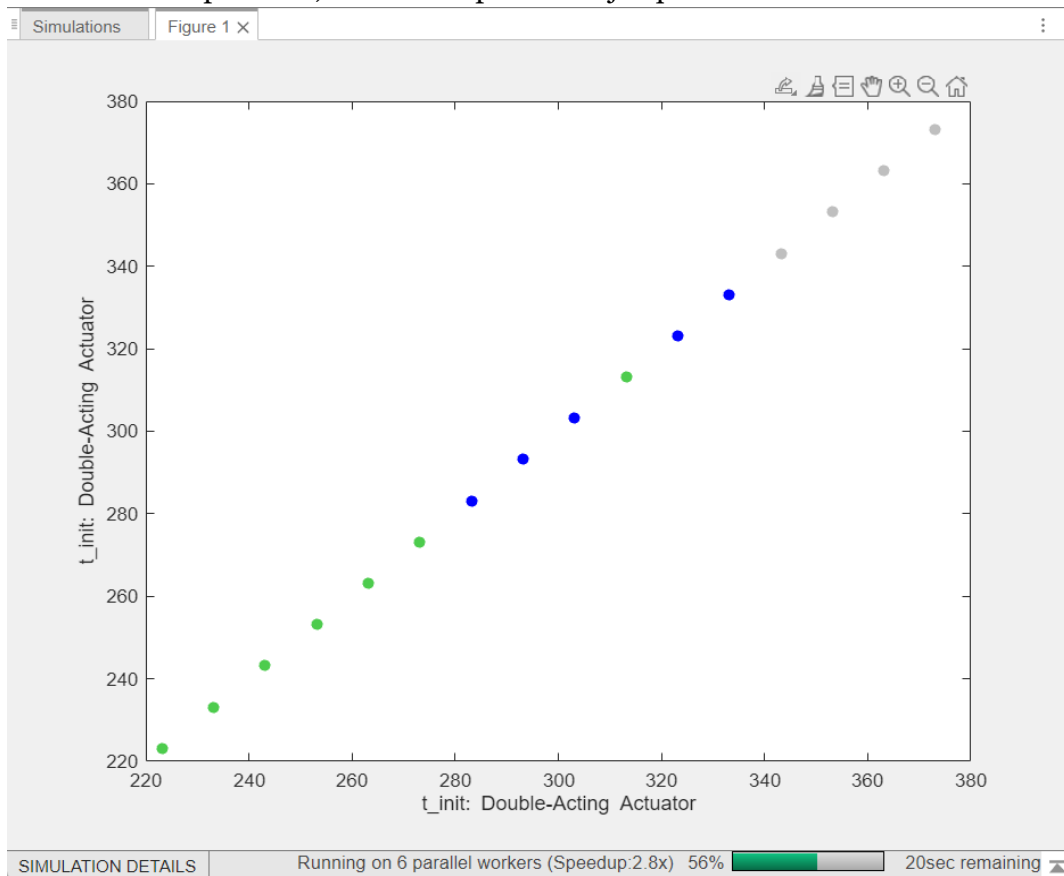
```
% Calcul du nombre total de simulations basé sur les variations de la température
numSims_T = numel(T_init_sweep);

% Initialisation des structures de données d'entrée pour la simulation
simIn_Piston_T(1:numSims_T) = Simulink.SimulationInput(model);

% Boucle pour la configuration des paramètres de simulation
for idx = 1:numSims_T
    simIn_Piston_T(idx) = simIn_Piston_T(idx).setBlockParameter([model '/Double-Acting Actuator'], ...
        't_init', num2str(T_init_sweep(idx)));
end

% Simulation parallèle pour les variations de température dans le piston
simOut_piston_T = parsim(simIn_Piston_T, 'ShowSimulationManager', 'on');
```

À l'aide du "Simulation Manager" sur Matlab, nous allons pouvoir créer notre base de données. Bien que cela puisse prendre un certain temps, l'efficacité du Parallel Computing Toolbox, utilisant 6 workers en parallèle, accélère ce processus jusqu'à un facteur de x2.8.



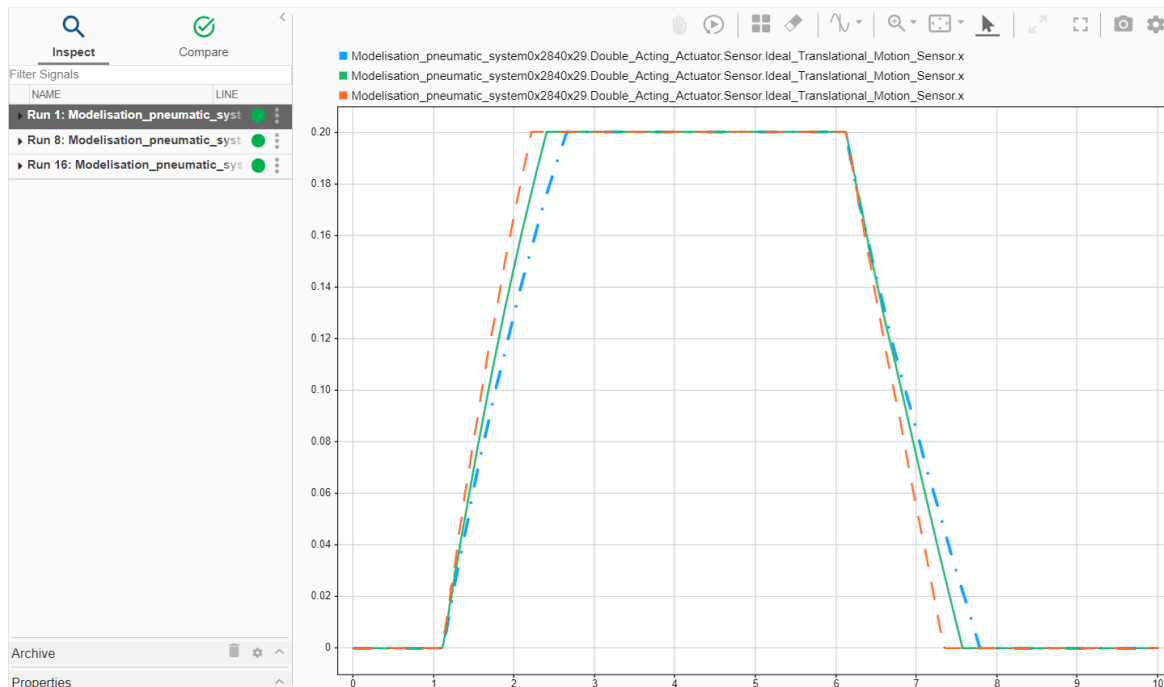
Dans une étape suivante, nous pourrons accéder au "Simulation Data Inspector", qui nous fournira l'accès à différents fichiers contenant jusqu'à 456 colonnes de données sur la période de simulation (10s). Nous aurons ensuite la possibilité de sauvegarder ces fichiers au format Excel tout en ajoutant le type de défaillance dans une dernière colonne. Ces fichiers seront essentiels pour la phase dédiée à l'apprentissage automatique (Machine Learning).

A1610

PT	PU	PV	PW	PX	PY	PZ	QA	QB	QC	QD	QE	QF	QG	QH	QI	QJ	QK	QL	QM	QN	QO
odelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Modelisa	Fonctionn
293,15	420	9,2E-17	-3E-07	0,70133	1,1E-16	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0002	0	0	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	2,7E-09	-3E-07	0,70132	3,2E-09	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	5,3E-09	-3E-07	0,70132	6,3E-09	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	7,9E-09	-3E-07	0,70132	9,4E-09	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,1E-08	-3E-07	0,70132	1,3E-08	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,8E-08	-3E-07	0,70132	2,2E-08	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	3,1E-08	-3E-07	0,70132	3,7E-08	-4E-07	8,3358	293,15	-0,0001	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	5,2E-08	-3E-07	0,70132	6,2E-08	-4E-07	8,3358	293,15	-1E-04	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	9,2E-08	-3E-07	0,70132	1,1E-07	-4E-07	8,3358	293,15	-8E-06	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,2E-07	-3E-07	0,70132	1,4E-07	-4E-07	8,3358	293,15	6,2E-05	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,3E-07	-3E-07	0,70132	1,6E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00011	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,4E-07	-3E-07	0,70132	1,7E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00015	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,5E-07	-3E-07	0,70132	1,8E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00017	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,5E-07	-3E-07	0,70132	1,8E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00019	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,0002	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00021	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00021	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00022	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00022	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,3358	293,15	0,00023	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,33579	293,15	0,00023	0	293,15	293,15	373,15	0	373,15	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,33579	293,15	0,00023	0	293,15	293,15	373,149	0	373,149	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,33579	293,15	0,00023	0	293,15	293,15	373,149	0	373,149	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,33579	293,15	0,00024	0	293,15	293,15	373,149	0	373,149	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,33579	293,15	0,00024	0	293,15	293,15	373,149	0	373,149	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_
293,15	420	1,6E-07	-3E-07	0,70132	1,9E-07	-4E-07	8,33579	293,15	0,00024	0	293,15	293,15	373,149	0	373,149	293,15	0	293,15	0	0	Pipr_A_T_

L'outil "Simulation Data Inspector" nous offrira également la possibilité de visualiser le comportement de notre système et de comparer l'impact des différentes défaillances sur le déplacement du piston par rapport au fonctionnement normal.

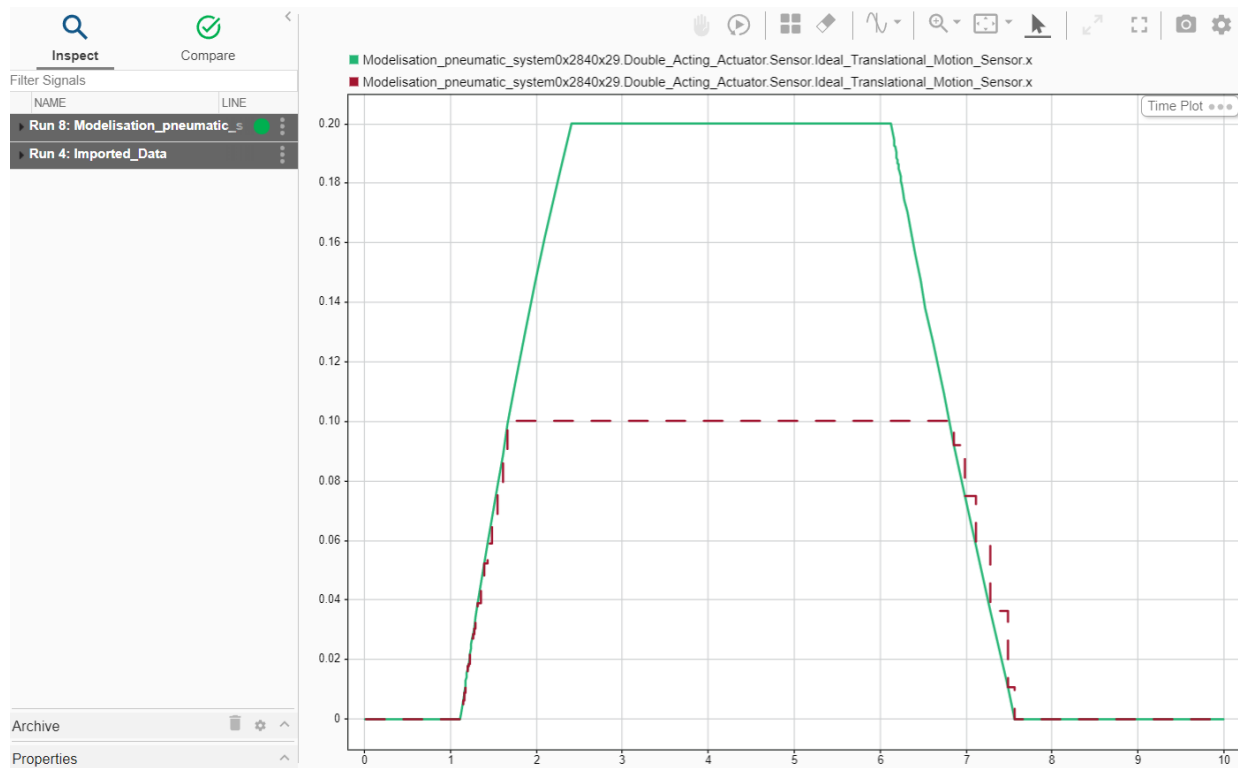
Températures extrêmes



Sur ce graphique, les différents déplacements du piston sont représentés : en vert (mode normal [20°C]), en bleu [-50°C] et en rouge [100°C].

=> On observe que plus la température est basse, plus le piston met de temps à s'ouvrir ou à se fermer

Blocage du piston



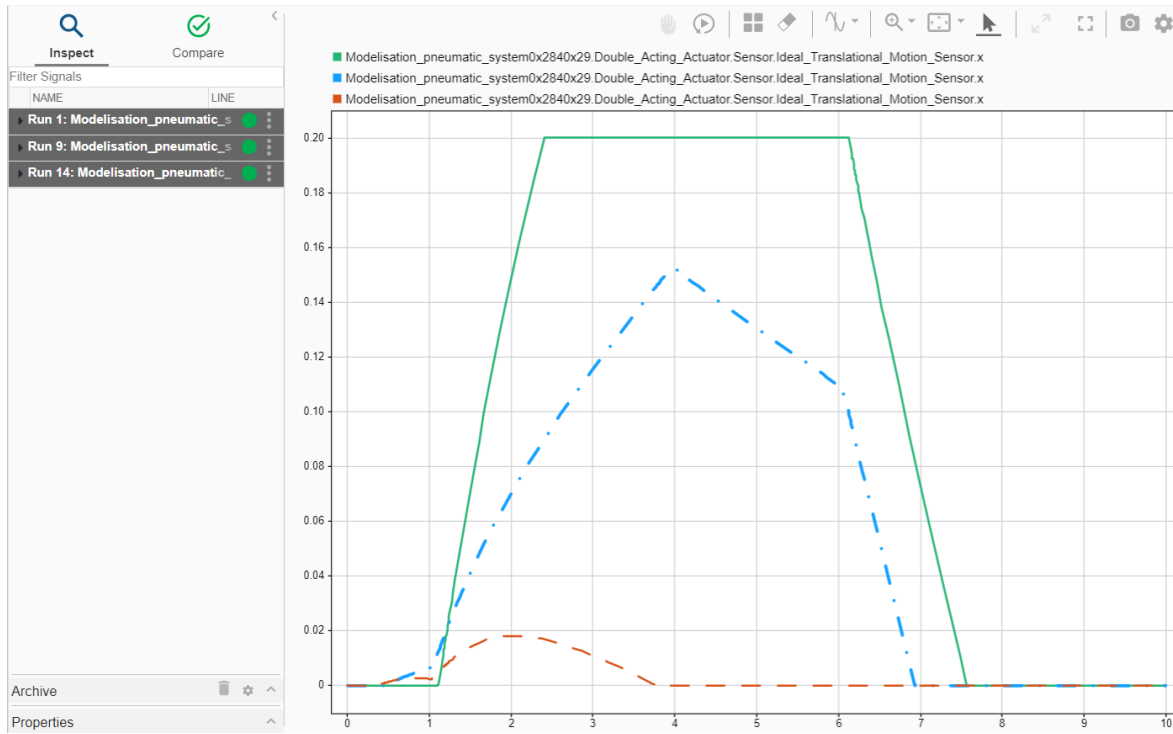
En vert, la courbe illustre le comportement normal du piston, tandis qu'en noir, nous avons simulé le blocage du piston, modélisant une situation où le mouvement est bloqué à 50%.

Fuite

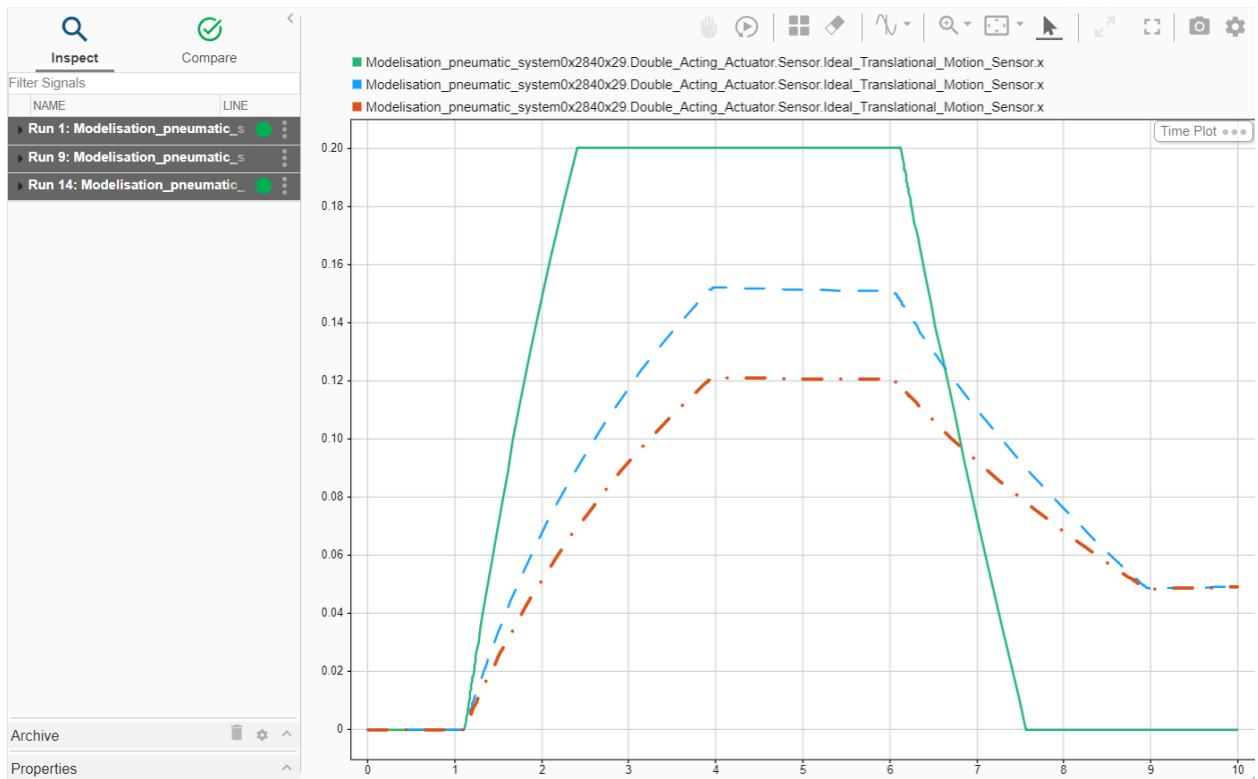
○ Fuite au niveau de la Valve

Pour cette simulation, nous avons fait varier la surface de fuite d'air de la valve entre $1e-10 \text{ m}^2$ et $8e-7 \text{ m}^2$. En vert, la courbe représente le comportement normal pour la valeur minimale de $1e-10 \text{ m}^2$. En bleu, la courbe correspond à une fuite de $5e-7 \text{ m}^2$, et en rouge, elle représente une valeur de fuite de $7.5e-7 \text{ m}^2$.

La valeur de la fuite a une influence significative sur le déplacement du piston. Pour des valeurs élevées, on observe que le piston cesse de bouger.



○Fuite au niveau du Piston



Dans cette simulation, nous avons modifié la surface de fuite dans le piston, la faisant varier entre 0.002 m^2 et 0.02 m^2 . La courbe verte illustre le comportement normal, correspondant à la valeur minimale de 0.002 m^2 . En bleu, la courbe représente une fuite de 0.01 m^2 , tandis que la courbe rouge traduit une valeur de fuite de 0.018 m^2 .

Il est important de noter que, pour des valeurs élevées de fuite, le piston ne parvient plus à se fermer complètement

Difficultés rencontrées

Lors de notre travail sur l'injection de fautes, nous avons rencontré des défis importants qui ont affecté le processus de simulation. Un problème majeur a été la difficulté à modéliser comment les composants se dégradent avec le temps. Malgré nos efforts, nous n'avons pas réussi à les représenter correctement.

Un autre défi a été de gérer les interactions entre différents défauts simulés en même temps. Il peut être difficile de modéliser l'effet combiné de plusieurs défauts, et identifier les interactions possibles entre ces défauts nécessite une approche soignée.

Machine Learning

Une fois les simulations finies et les données récupérées dans des documents Excel, il convient de mettre en place la database dans un seul fichier (ou une seule variable Matlab mais dans notre cas nous resterons sur un document Excel).

Étant donné que nous avons fait varier chaque paramètre sur 16 valeurs, nous nous retrouvons ainsi avec 5 fichiers de 16 feuilles.

Nous commençons tout d'abord par regrouper les 16 feuilles de chaque fichier en une seule feuille dans un seul fichier avec le code suivant

```
fn='Chemin du document';
data=[];
opt=detectImportOptions(fn,"VariableNamingRule","preserve");
shts=sheetnames(fn);
for i=1:numel(shts)
    ftable = readtable(fn,opt,'Sheet',shts(i));
    data=[data;ftable];
end

writetable(data, "Chemin du nouveau document");
```

Enfin, nous regroupons le contenu des 5 fichiers en un seul que nous pourrions importer dans la workspace Matlab dans le futur.

```
fileDir = 'Chemin du dossier contenant les documents';
outfile = 'Chemin du document final';
addpath(fileDir);
fileNames = dir(fileDir);
fileNames = {fileNames.name};
fileNames = fileNames(cellfun(...
    @(f)contains(f,'.xls'),fileNames));
data = [];
for f = 1:numel(fileNames),
    fTable = readtable(fileNames{f});
    data = [data; fTable];
end

writetable(data, outfile);
```

Nous pouvons à présent utiliser le dataset établi par les différentes simulations afin de déterminer quel modèle de Machine Learning nous allons utiliser.

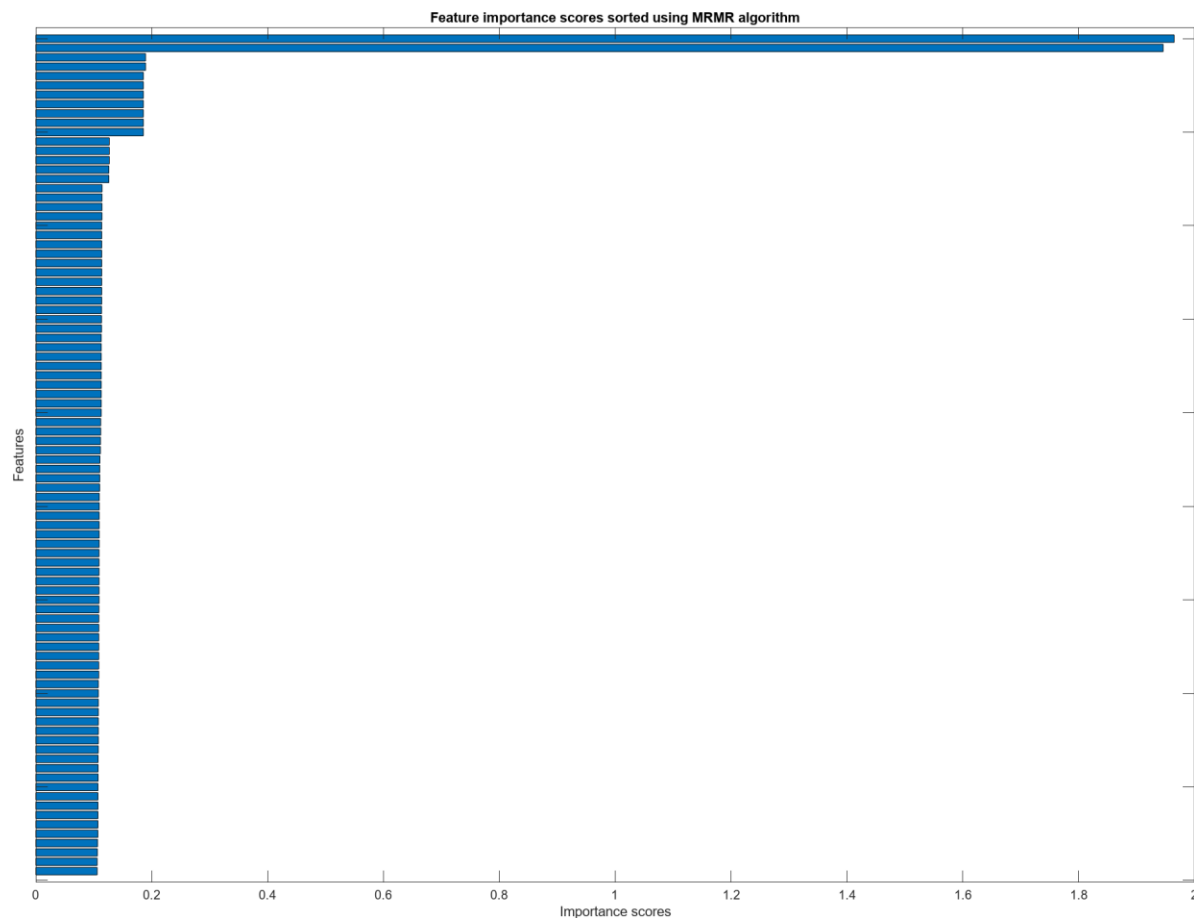
Pour cela Matlab propose de nombreuses options, nous avons choisi d'utiliser l'application Classification Learner car c'est un outil didactique à utiliser, ne nécessitant pas de code et nous permettant de réaliser différentes opérations et tests sur ces modèles.

Tout d'abord, il convient de faire une sélection de la pertinence des variables que nous allons utiliser pour notre modèle. En effet, nous avons récupéré les 456 variables simulées par notre modèle Simscape cependant beaucoup d'entre elles ont peu d'influence sur la sortie.

On utilise pour cela l'outil Feature Selection présent dans l'application afin de ranger les variables par ordre d'importance dans la prédiction de la sortie. On trie ces variables avec l'algorithme MRMR (Minimum Redundancy Maximum Relevance).

Cet algorithme présente l'avantage d'être relativement rapide à exécuter.

Dans notre cas, nous choisirons de garder les 90 premières variables les plus importantes permettant de déterminer notre sortie.



On remarque dans notre système que deux variables sont particulièrement importantes par rapport aux autres.

Une fois les variables non significatives éliminées, nous mettons en place un algorithme de Machine Learning non supervisé afin de regrouper les différents clusters de données. L'avantage d'utiliser un apprentissage non supervisé est que les données n'ont pas d'étiquettes, cela consiste uniquement à regrouper les variables et diminuer la dimension de notre base de données.

Nous avons choisi d'utiliser l'algorithme PCA (Principal Component Analysis). Contrairement à la Feature Selection, cet algorithme consiste à trouver un nouvel ensemble d'axes orthogonaux, appelés composantes principales qui capturent la variance maximale des données, et chaque composante suivante explique autant de variabilité restante que possible. Le PCA classe les composantes en ordre décroissant d'importance ce qui permet d'identifier les motifs les plus influents dans les données. Ici, nous avons choisi d'utiliser les composantes principales expliquant 95% du dataset, ce qui correspond à 8 composantes sur les 90 choisies au préalable.

Maintenant que nous avons les composantes nécessaires, nous pouvons commencer à établir différents modèles de Machine Learning.

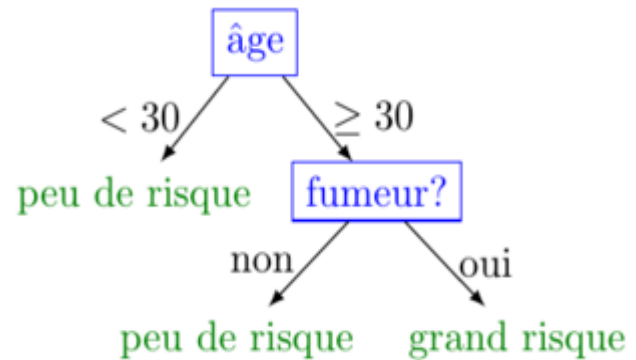
L'outil Classification Learner permet de lancer en simultanée plusieurs algorithmes à l'aide de la Parallel Computing Toolbox, ainsi nous pouvons lancer des algorithmes utilisant les Decision Tree, différents Nearest Neighbour Classifier (KNN), une régression logistique un Support Vector Machine et des réseaux de neurones.

On peut rapidement visualiser la précision des différents modèles avec l'outil Results Table.

Favorite	Model Num... ↑	Model Type	Status	Accuracy (Validation)	Total Cost (Validation)
<input type="checkbox"/>	2.1	Tree	✓ Tested	44.52 %	63281
<input type="checkbox"/>	2.2	Tree	✓ Tested	26.02 %	84387
<input type="checkbox"/>	2.3	Tree	✓ Tested	12.69 %	99597
<input type="checkbox"/>	2.4	KNN	✓ Tested	95.84 %	4743
<input type="checkbox"/>	2.5	KNN	✓ Tested	92.71 %	8314
<input type="checkbox"/>	2.6	KNN	✓ Tested	74.88 %	28651
<input type="checkbox"/>	2.7	KNN	✓ Tested	90.63 %	10693
<input type="checkbox"/>	2.8	KNN	✓ Tested	92.53 %	8518
<input type="checkbox"/>	2.9	KNN	✓ Tested	95.26 %	5406
<input type="checkbox"/>	2.10	Efficient Logistic Regression	✓ Tested	69.27 %	35049
<input type="checkbox"/>	2.11	Efficient Linear SVM	✓ Tested	74.65 %	28916
<input type="checkbox"/>	3	Neural Network	✓ Tested	65.27 %	39612
<input type="checkbox"/>	4	Neural Network	✓ Tested	93.62 %	7283

Présentation des différents algorithmes

Les arbres de décision reposent sur l'idée de créer des règles simples de type "si-alors" pour effectuer des prédictions. L'arbre est construit en partitionnant les données de manière répétée en fonction des caractéristiques qui séparent le mieux les classes. Chaque nœud interne représente une décision basée sur une caractéristique, et chaque feuille de l'arbre représente une étiquette de classe ou une prédiction. Une propriété intéressante de ces arbres de



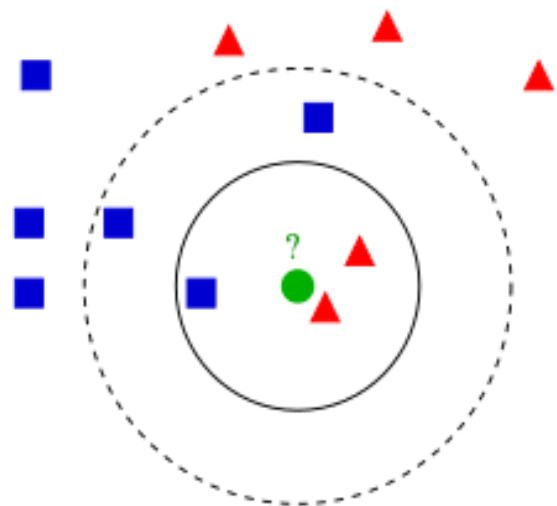
décision est qu'ils sont robustes à l'unité des variables choisies. Les questions permettant de définir des niveaux, l'unité utilisée n'a donc pas d'importance. On peut d'ailleurs utiliser des données numériques, ordinales ou des catégories étant donné qu'il suffit d'un classement en niveau et pas en distance (à part s'il est présent de base comme dans les données numériques). Les arbres de décision sont également robustes à la colinéarité : supposons que nous ayons deux variables dépendantes entre elles, l'arbre permet de les tester séparément sans poser de problème.

Cette méthode est cependant sensible à la pureté des classes lors de la classification, et l'objectif sera donc de trouver quelle question réduira l'incertitude des prédictions.

Pour notre problème, les arbres de décision présentent la pire précision de tous les modèles avec un pourcentage de 44,5%. Cela peut s'expliquer par exemple par le fait que nos composantes ne sont pas assez pures pour ce modèle.

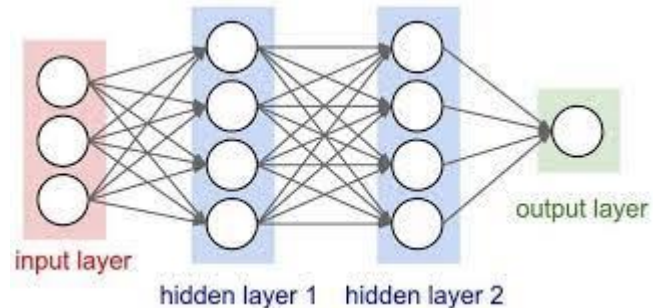
Le K plus proches voisins (K Nearest Neighbour) est un algorithme bâti sur l'hypothèse que des points similaires peuvent être trouvés à côté des autres. Ainsi, pour une entrée X cet algorithme va trouver les K entrées les plus similaires parmi les exemples d'apprentissage et attribuer la classe prédite en fonction de la classe majoritaire de K voisins. Si l'on veut des résultats précis, une grande base de données

est nécessaire à l'entraînement de cet algorithme, de plus la mesure de la distance entre les points doit être assez précise car c'est cette distance qui va déterminer les voisins les plus proches.



Pour notre problème, les KNN présentent les meilleurs résultats, le KNN avec $K = 1$ plus proche voisin et une méthode de mesure de distance euclidienne obtient une précision de 95,8%.

Le Réseau de Neurones est un algorithme d'apprentissage automatique inspiré du fonctionnement des neurones biologiques. Cet algorithme est constitué de couches de neurones, la première étant la couche d'entrée recevant les données et la dernière la couche de sortie, les couches intermédiaires sont dites cachées. Chaque couche est constituée de neurones, considérés comme

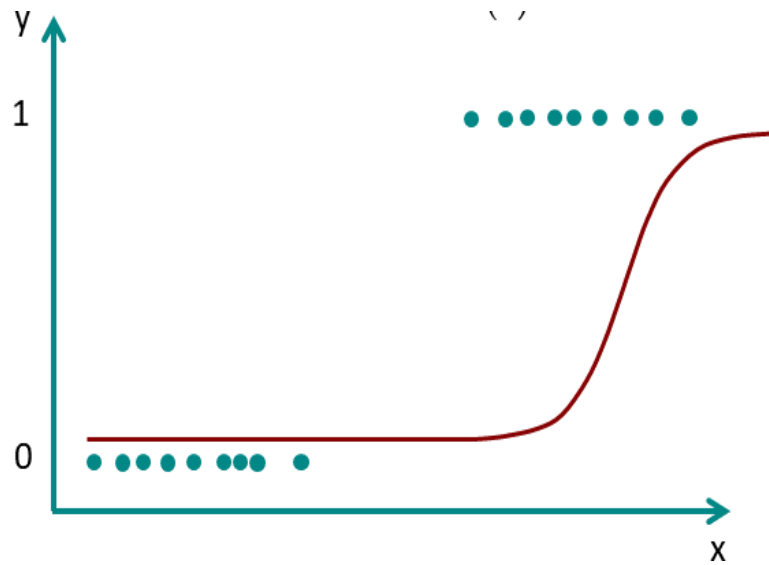


une fonction d'activation avec une entrée et une sortie. La fonction d'activation détermine si le neurone doit être activé et permet d'introduire une non-linéarité dans le réseau afin de capturer des relations complexes dans les données. Dans notre cas l'algorithme utilise une fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit), cette fonction retourne l'entrée si celle-ci est positive ou 0 si elle est nulle ou négative. Cette fonction présente l'avantage d'être simple et rapide à calculer cependant si trop d'entrées sont négatives ou nulles la propagation s'arrête ce qui peut être un problème. Les connexions entre les neurones sont pondérées c'est-à-dire qu'elles sont associées à des poids déterminant leur importance dans le calcul final. Lors de l'entraînement de cet algorithme, les données se propagent à travers le réseau et le résultat final permet de déterminer l'erreur par rapport au résultat réel. Cette erreur est ensuite utilisée afin d'ajuster le poids des connexions, les poids sont modifiés couche par couche dans le sens inverse de la propagation du réseau, et l'entraînement du réseau prend fin lorsque cette erreur est minimisée.

Pour notre problème, le meilleur Réseau de Neurones a une précision de 93,92% ce qui donne une performance équivalente avec l'algorithme des KNN. Ce Réseau de Neurones est constitué d'une seule couche d'entrée de 100 neurones et une couche de sortie. Le nombre d'itération de ce modèle est limité à 1000.

Régression Logistique

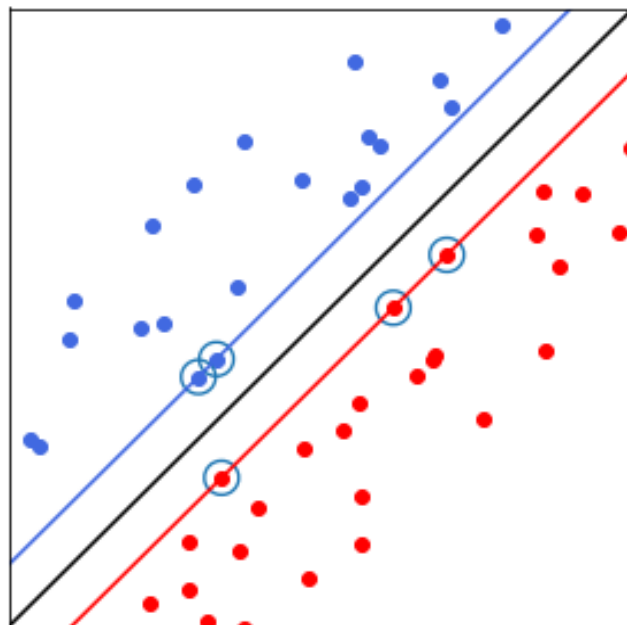
La régression logistique est un modèle statistique qui prédit la probabilité d'une instance d'appartenir à une classe spécifique. Elle utilise la fonction logistique pour transformer la sortie d'une équation linéaire en une valeur entre 0 et 1. Cette valeur transformée représente la probabilité de l'instance d'appartenir à la classe positive. Dans un problème de classification binaire, où deux classes doivent être séparées, la régression logistique construit une frontière de décision pour distinguer les deux classes.



L'utilisation de cet algorithme nous donne une précision de 69,3%, ce qui est un résultat correct mais bien inférieur aux algorithmes précédents. On peut expliquer ce résultat par le fait que la régression logistique ne permet pas d'expliquer des relations complexes entre les données contrairement au Réseau de Neurones.

Support Vector Machine (SVM)

Le SVM (Support Vector Machine) permet de projeter les données dans un espace de plus grande dimensions afin de les rendre séparables.



L'utilisation de cet algorithme renvoie une précision de 74,7%. Bien que ce résultat soit meilleur que la régression logistique, il reste cependant moins bon que le KNN ou le Réseau de Neurones. On peut l'expliquer par le fait que la partition des données est effectuée de manière linéaire ce qui est rarement le cas, bien qu'elles soient dans des espaces de plus grandes dimensions.

Une fois les différents algorithmes entraînés, il reste alors à les tester avec de nouvelles données. Pour cela nous générons des données en injectant les paramètres $A_{\text{piston}} = 0.0056, 0.0145$ et 0.02 , Pipe_A_T Pipe_B_T et $\text{Piston_T} = -40, 45$ et 90 et enfin $\text{Valve_leakage} = 2.135e-7, 5e-7$ et $8.003e-7$.

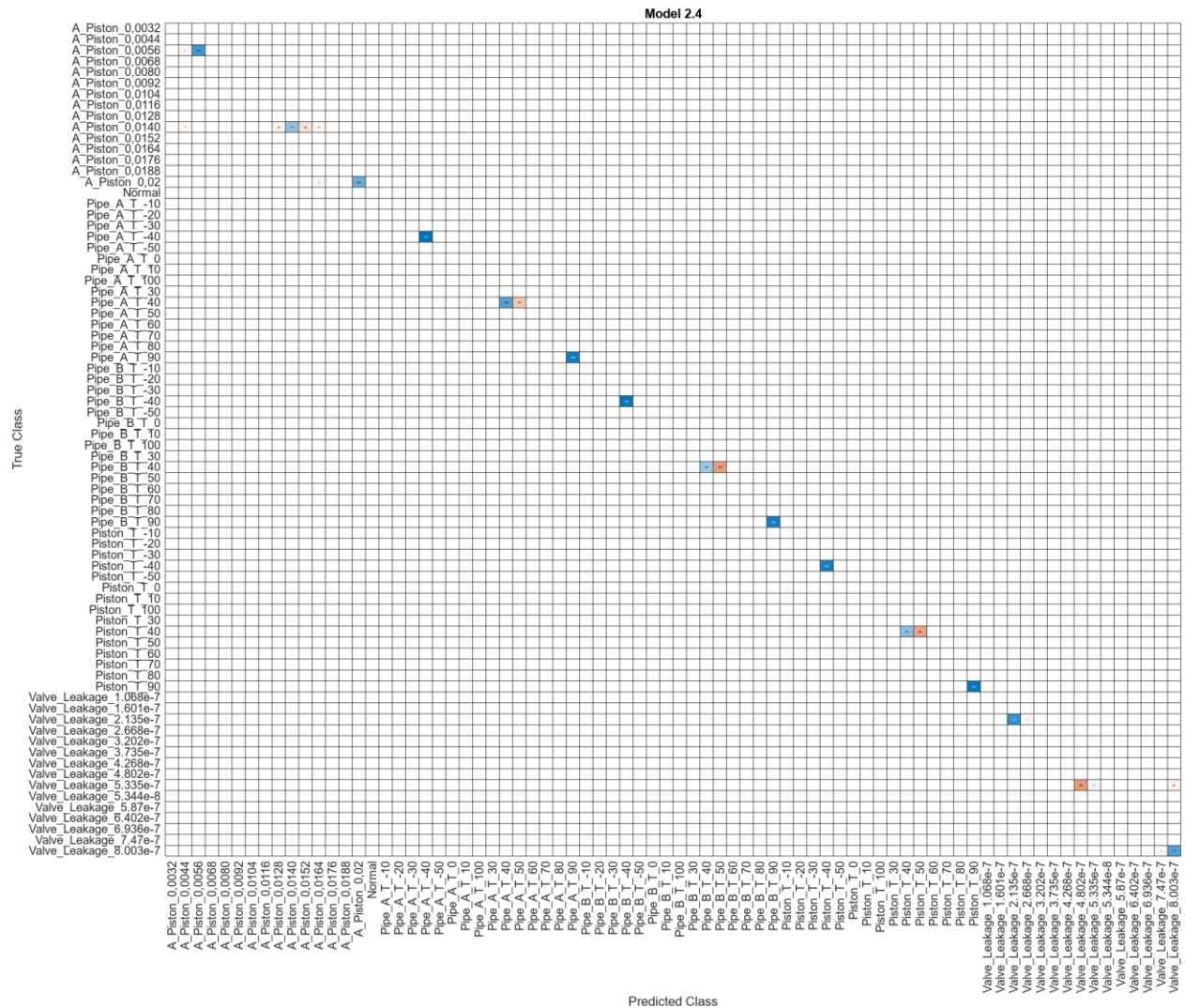
Nous introduisons des paramètres entre deux valeurs intentionnellement afin de voir comment les algorithmes les traitent. L'outil Classification Learner ne permet cependant pas d'introduire de nouvelles fautes pour la phases de test, nous appellerons donc ces valeurs intermédiaires par le nom de la valeur la plus proche (par exemple, la classe réelle de $A_{\text{piston_}0.0145}$ sera considérée $A_{\text{piston_}0.0140}$).

Nous obtenons ainsi les résultats suivants :

Favorite	Model Num...	Model Type	Status	Accuracy (Test)	Total Cost (Test)
<input type="checkbox"/>	2.1	Tree	✓ Tested	33.00 %	14326
<input type="checkbox"/>	2.2	Tree	✓ Tested	20.44 %	17013
<input type="checkbox"/>	2.3	Tree	✓ Tested	0 %	21383
<input type="checkbox"/>	2.4	KNN	✓ Tested	83.01 %	3632
<input type="checkbox"/>	2.5	KNN	✓ Tested	81.16 %	4029
<input type="checkbox"/>	2.6	KNN	✓ Tested	71.35 %	6126
<input type="checkbox"/>	2.7	KNN	✓ Tested	68.96 %	6637
<input type="checkbox"/>	2.8	KNN	✓ Tested	80.54 %	4162
<input type="checkbox"/>	2.9	KNN	✓ Tested	82.68 %	3703
<input type="checkbox"/>	2.10	Efficient Logistic Regression	✓ Tested	61.16 %	8306
<input type="checkbox"/>	2.11	Efficient Linear SVM	✓ Tested	66.41 %	7182
<input type="checkbox"/>	3	Neural Network	✓ Tested	49.49 %	10800
<input type="checkbox"/>	4	Neural Network	✓ Tested	82.48 %	3746

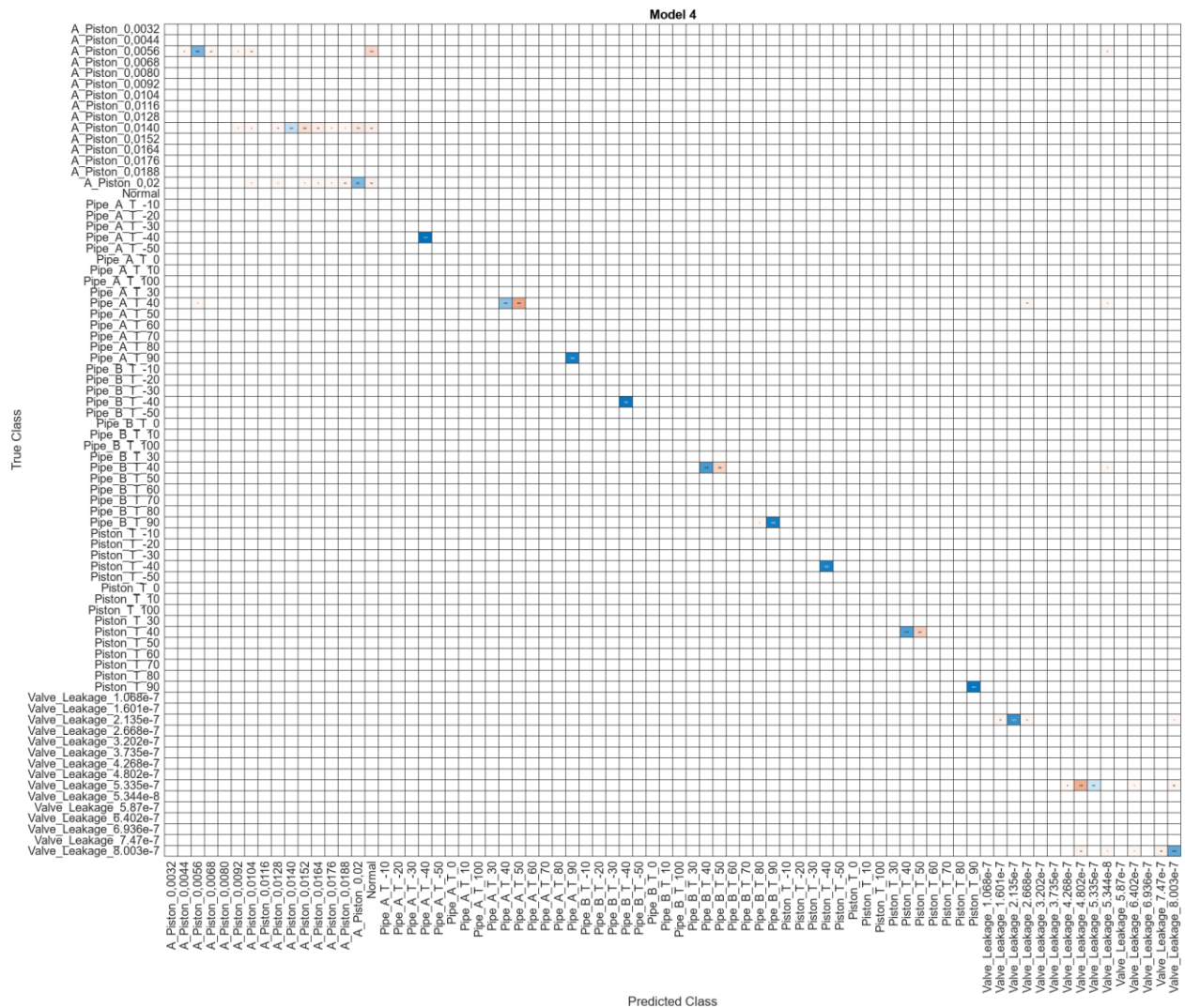
Nous remarquons alors que les deux algorithmes ayant eu la meilleure précision lors de la phase d'entraînement ont également les meilleures précisions lors des tests.

Nous pouvons afficher la matrice de confusion de l'algorithme KNN afin d'analyser les résultats prédits :



Nous pouvons observer que les valeurs sont presque toutes prédites correctement, à l'exception des paramètres entre deux valeurs qui sont attribuées aux deux valeurs les plus proches. Cela vient fausser la précision réelle de notre algorithme et nous pouvons estimer qu'elle est équivalente à celle établie lors de l'entraînement.

Nous observons le même phénomène lorsque nous affichons la matrice de confusion de l'algorithme Réseau de Neurones.



Finalement, nous pouvons conclure que ces deux algorithmes sont les plus aptes à prédire les différentes valeurs des fautes que nous avons injectées dans ce système.

Limites de la méthode utilisée

Nous pouvons à travers cet algorithme prédire à partir des données générées par ce système différentes fautes que nous avons définies précédemment. Cependant, une modélisation est par définition incomplète et ce genre de système est dans la réalité plus complexe et plus de paramètres peuvent être à prendre en compte. La définition des fautes effectuée précédemment est également arbitraire, nous avons estimé que ces fautes seraient les plus fréquentes sur ce genre de système cependant il est probable que d'autres fautes apparaissent, et plus généralement les

fautes à prédire vont varier d'un système à l'autre c'est pourquoi nous devons rester général dans notre approche.

De plus, bien que les algorithmes arrivent à prédire avec une grande précision les fautes, il leur est compliqué de comprendre comment ces fautes peuvent interagir sur ce système en simultané.

Toutefois, l'approche de l'utilisation d'un jumeau numérique dans la maintenance prédictive est une méthode très utile car elle va permettre d'anticiper les fautes en simulant le système en temps réel. Cette approche des fautes proactive réduit les temps d'arrêts non planifiés et optimise l'utilisation des ressources.

Cette méthode peut cependant être impactée par la complexité des systèmes et la qualité des données générées peuvent affecter la précision des prédictions. L'utilisation de données liées au système pose également la question de la sécurité de ces données et du besoin de mesures de protections adéquates. Enfin, cette méthode bien qu'avantageuse nécessite des coûts initiaux élevés et son intégration avec les systèmes existants peut constituer un problème conséquent.

Perspectives et détail du travail restant à réaliser

A l'issue de ce projet, nous avons réussi à définir le système pneumatique et les fautes que nous souhaitons y injecter, et à développer un algorithme de Machine Learning permettant de prédire ces fautes. Cependant nous n'avons pas réussi à clore totalement ce projet, il reste à implémenter l'estimation de la durée de vie restante avant l'apparition d'une faute. Les modèles que nous avons développés ne sont pas compatibles avec ce type d'application sur Matlab.

Conclusions personnelles

Ahmed Farouk HAJJAM :

Au terme de ce projet, ma contribution principale a résidé dans l'implémentation des diverses fautes au sein du système pneumatique modélisé avec Simscape. Cette expérience a été enrichissante à bien des égards, me permettant d'approfondir mes compétences en modélisation et simulation tout en explorant les subtilités de la maintenance prédictive.

Par ailleurs, cette collaboration avec mes collègues et nos encadrants, en particulier Madame Ramla SADDEM, a été une source d'apprentissage constante. Les échanges d'idées, les discussions techniques et les défis rencontrés ont contribué à ma croissance professionnelle. Je suis reconnaissant pour cette opportunité qui m'a permis d'approfondir mes connaissances et de développer des compétences essentielles pour mon parcours futur.

Abdessamad CHAKER :

Mon rôle dans ce projet s'est concentré sur l'assemblage des composants du système, visant à garantir leur fonctionnement harmonieux et jetant ainsi les bases nécessaires pour les étapes de développement ultérieures. Coordonner les différentes phases, allant du montage des composants à la collaboration au sein du groupe, a significativement renforcé ma capacité à planifier efficacement, à respecter les délais et à maintenir une cohérence dans le flux de travail.

Le travail en groupe a considérablement renforcé mes compétences collaboratives, favorisant des échanges productifs avec mes collègues et notre professeur, Mme. Ramla SADDEM. Ces interactions ont été essentielles pour approfondir ma compréhension des systèmes pneumatiques et pour améliorer ma maîtrise des outils MATLAB. Je tiens à exprimer ma gratitude envers mes collègues et notre professeur pour cette expérience d'apprentissage enrichissante.

Thibault MICHEL :

Lors de ce projet, j'ai eu la chance d'accorder principalement mon attention sur l'apprentissage automatique. Cette expérience m'a permis de développer mes connaissances à ce sujet et de mieux maîtriser l'outil Matlab et les options offertes par ce logiciel. De plus, l'échange constant avec mes collègues et notre professeur encadrante Ramla SADDEM m'a également permis d'être plus à l'aise dans les projets collaboratifs.

Je ressors de cette expérience avec de nouvelles compétences et des connaissances approfondies qui vont m'aider dans mes expériences futures.

Conclusion globale

À la fin de notre projet collaboratif, nous sommes heureux des accomplissements importants que nous avons réalisés en élaborant et mettant en place un modèle de simulation détaillé pour notre système pneumatique. Nous avons réussi à utiliser avec succès Simscape™ pour ajuster le modèle, afin qu'il reflète de manière précise les comportements normaux et défectueux du système. L'étape cruciale de génération de données de capteurs synthétiques a significativement amélioré la richesse de notre ensemble d'informations.

Ces données ont été exploitées pour former des modèles prédictifs à l'aide des différents outils de MATLAB, permettant ainsi la détection des comportements anormaux et la classification des types de pannes. Malgré les défis rencontrés dans l'estimation de la durée de vie utile restante, nous considérons ces complexités comme des opportunités d'apprentissage. Ce projet a été une exploration enrichissante, nous permettant de développer des compétences approfondies en modélisation avec Simscape™, en parallélisation grâce à Parallel Computing Toolbox™, et en développement de modèles prédictifs avec Predictive Maintenance Toolbox™ et Statistics and Machine Learning Toolbox™.

Cependant, malgré nos efforts, nous regrettons de ne pas avoir pu compléter la dernière étape du projet, la mise en place de modèles prédictifs. Nous reconnaissons les défis inhérents à cette phase et sommes conscients des limites rencontrées, notamment en matière de disponibilité de données réelles pour la formation des modèles. Cela constitue une étape complexe, mais nous comprenons son importance pour aboutir à des solutions de maintenance prédictive robustes.

Chacun d'entre nous a apporté une contribution essentielle à chaque étape de notre projet, et nous exprimons notre gratitude envers chaque membre de l'équipe pour son engagement, sa collaboration et son dévouement. Nous avons appris à travailler efficacement en équipe, à résoudre des problèmes complexes et à communiquer efficacement nos résultats. Cette expérience collective enrichit nos parcours académiques et professionnels respectifs, et nous sommes reconnaissants d'avoir eu l'opportunité de participer à ce projet stimulant.

Bibliographie

- <https://www.rowse-pneumatics.co.uk/blog/post/ultimate-pneumatics-guide>
- <https://blog.hydra-star.co.uk/how-to-troubleshoot-common-problems-in-your-pneumatic-system/>
- https://www.smc-pneumatics.com/8-Reasons-Pneumatic-Systems-Fail_b_82.html
- <https://blog.parker.com/site/usa/details-home-page/selecting-a-pneumatic-cylinder-operating-environments-us>
- <https://www.bps-uk.co.uk/2018/05/31/the-advantages-of-pneumatic-systems/#:~:text=Safe%20%E2%80%93%20Pneumatic%20systems%20can%20work,less%20of%20a%20fire%20hazard.>
- <https://elliott-weissberg.medium.com/another-feature-selection-algorithm-mrmr-3827b6b19e33>
- <https://cloud.google.com/discover/supervised-vs-unsupervised-learning#:~:text=The%20biggest%20difference%20between%20supervised,correct%20output%20values%20should%20be.>
- <https://dataanalyticspost.com/Lexique/k-nearest-neighbours/>
- Experimental verification of pneumatic elements mathematical models in matlab-simulink simscape [LUKAS DVORAK, KAMIL FOJTASEK, FILIP DYRR]
- <https://www.mdpi.com/2076-0825/11/8/240>
- https://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=DcGODwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA161&dq=pneumatic+system+on+matlab&ots=7NnyyUno2_&sig=G9xrMzMVQpcZM2U03IW RsbuG_wE&redir_esc=y#v=onepage&q=pneumatic%20system%20on%20matlab&f=false
- <https://blog.hydra-star.co.uk/how-to-troubleshoot-common-problems-in-your-pneumatic-system/>
- <https://fr.mathworks.com/help/hydro/ref/doubleactingactuatoril.html>
- <https://fr.mathworks.com/help/hydro/ref/3waydirectionalvalve.html>