

Du Big Data au Smart Data grâce à une plateforme de détection embarquée avec algorithmes d'intelligence artificielle

Comment exploiter la masse de données générées par les machines et équipements industriels alors que les systèmes et les architectures de traitement sont de plus en plus complexes, et alors que les capteurs et les actionneurs se multiplient à vitesse grand V ? C'est seulement en accédant à des données pertinentes de haute qualité et exploitables – en deux mots, à des « données intelligentes » – que les entreprises pourront atteindre cet objectif. Explications d'Analog Devices.

Dans l'univers de l'industrie 4.0, les applications génèrent un énorme volume de données complexes communément appelé le « Big Data ». Compte tenu de la prolifération des capteurs et, de manière générale, des sources de données disponibles, les entreprises doivent disposer d'une vision virtuelle toujours plus détaillée de leurs machines, systèmes et processus. Cette tendance accroît naturellement le potentiel de création de valeur ajoutée d'un bout à l'autre de la « value chain », tout en soulevant une interrogation majeure : comment exploiter un tel potentiel alors que les systèmes et les architectures de traitement des données sont de plus en plus complexes, et alors que les capteurs et les actionneurs se multiplient à vitesse grand V ? C'est seulement en accédant à des données pertinentes de haute qualité et exploitables – en deux mots, à des « données intelligentes » – que les entreprises pourront atteindre cet objectif.

Les défis à relever

Collecter toutes les données possibles et imaginables avant de les stocker dans le cloud dans le but de les évaluer, de les analyser et de les structurer à un moment ou à un autre est une approche courante, mais relativement peu efficace. En effet, la valeur ajoutée que peuvent générer

AUTEUR



Dzianis
Lukashevich,
directeur
Plateformes
et Solutions,
Analog Devices.

ces données n'est que rarement exploitée, et trouver une solution *a posteriori* est à la fois plus complexe et plus onéreux. L'une des solutions consiste à élaborer des considérations conceptuelles de façon précoce dans le but, *primo*, d'identifier les informations pertinentes pour l'application et, *secundo*, de déterminer à quel endroit du flux de données ces informations peuvent être extraites (figure 1). En d'autres termes, il faut affiner les données, par exemple en générant des « Smart Data » (données intelligentes) à partir du « Big Data » à toutes les étapes de la chaîne de traitement.

Au niveau des applications, il est déjà possible de définir quels algorithmes d'intelligence artificielle auront une forte probabilité de succès aux différentes étapes du traitement. Tout dépend des critères limites fixés, à savoir les données disponibles, le type d'application, les modalités des capteurs disponibles, et les informations génériques relatives aux processus physiques de bas niveau.

A chaque étape du processus de traitement, il est essentiel de manipuler et d'interpréter les données avec précision dans le but de générer une réelle valeur ajoutée à partir des signaux collectés par les capteurs. En fonction de l'application, il peut s'avérer difficile d'interpréter correctement les données discrètes collec-

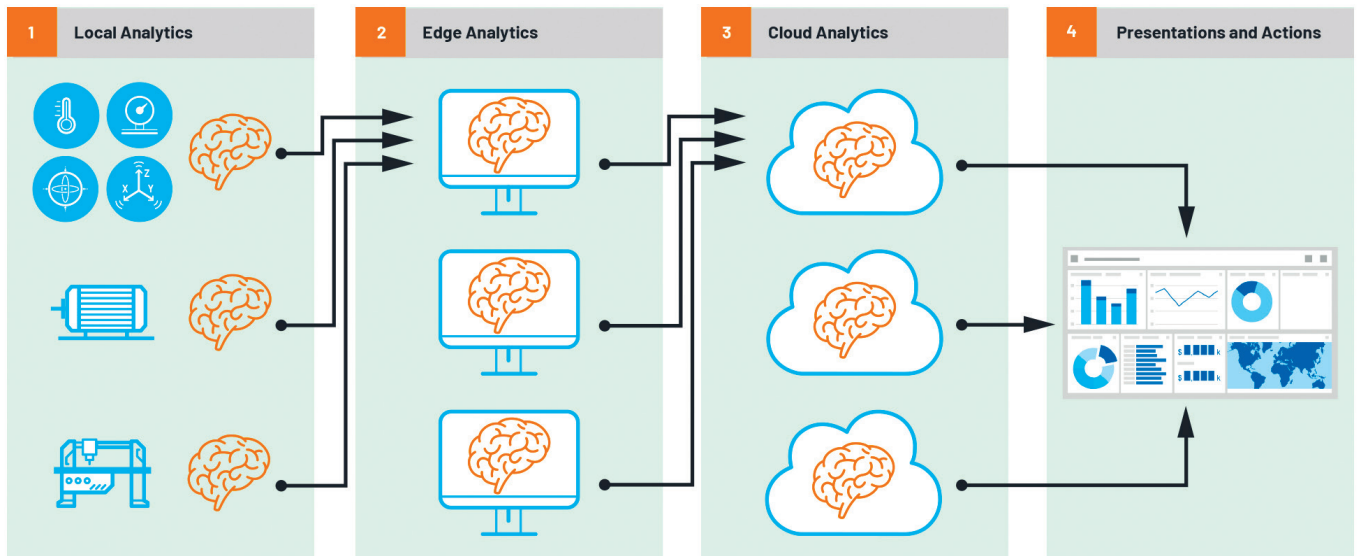
tées et d'en extraire les informations souhaitées. Dans nombre de cas, le comportement temporel joue un rôle décisif et exerce un effet direct sur ces informations. De plus, les dépendances qui existent entre plusieurs capteurs doivent fréquemment être prises en compte. Concernant les tâches les plus complexes, des valeurs seuils simples et une logique déterminée de façon manuelle ne suffisent plus, ou ne permettent pas de s'adapter de façon automatique à des conditions environnementales en constante évolution.

Mise en œuvre de l'IA : embarquée, en périphérie de réseau ou dans le cloud ?

La chaîne de traitement des données – et par conséquent les algorithmes nécessaires à chaque étape – doivent être mis en œuvre de manière à générer une valeur ajoutée maximale. Ce déploiement se fait généralement à tous les niveaux, du simple capteur dont les capacités de calcul sont limitées jusqu'aux grands ordinateurs déployés dans le cloud, en passant par les passerelles et les calculateurs en périphérie de réseau (edge). Il apparaît clairement que les algorithmes ne doivent pas être mis en œuvre à un seul et unique niveau. Dans la plupart des cas, il est en effet plus intéressant de déployer les algorithmes au plus près des capteurs. Ainsi, les données peuvent être com-

1 RÉPARTITION DU PIPELINE D'ALGORITHMES IA ENTRE L'EMBARQUÉ (EN LOCAL), LA PÉRIPHÉRIE DE RÉSEAU (EDGE) ET LE CLOUD

Pour affiner les données, par exemple en générant des « Smart Data » à partir du « Big Data » à toutes les étapes de la chaîne de traitement, l'une des solutions consiste à élaborer des considérations conceptuelles de façon précoce dans le but, *primo*, d'identifier les informations pertinentes pour l'application et, *secundo*, de déterminer à quel endroit du flux de données ces informations peuvent être extraites.



pressées et affinées à un stade précoce tout en réduisant le coût des communications et du stockage. En outre, l'extraction précoce des informations essentielles que recèlent les données collectées simplifie le développement d'algorithmes globaux aux niveaux supérieurs.

Dans la plupart des situations, les algorithmes issus du domaine de l'analyse des flux de données en continu (streaming analytics) évitent d'emmagasiner des données inutiles et de générer des coûts de transfert et de stockage élevés. Ces algorithmes utilisent chaque point de données une seule et unique fois : par exemple, lorsque l'information complète est extraite directement, ce qui élimine le stockage des données.

Une plateforme embarquée pour les applications de maintenance conditionnelle

Architecturée autour d'un processeur Arm Cortex-M4F, la plateforme embarquée ouverte iCOMOX proposée par Shiratech Solutions, Arrow et Analog Devices est un système à microcontrôleur, économe en énergie, qui dispose d'une fonction intégrée de gestion de la consommation et qui est dotée de capteurs analogiques ou numériques et de périphériques pour l'acquisition, le traitement, le contrôle et la connectivité

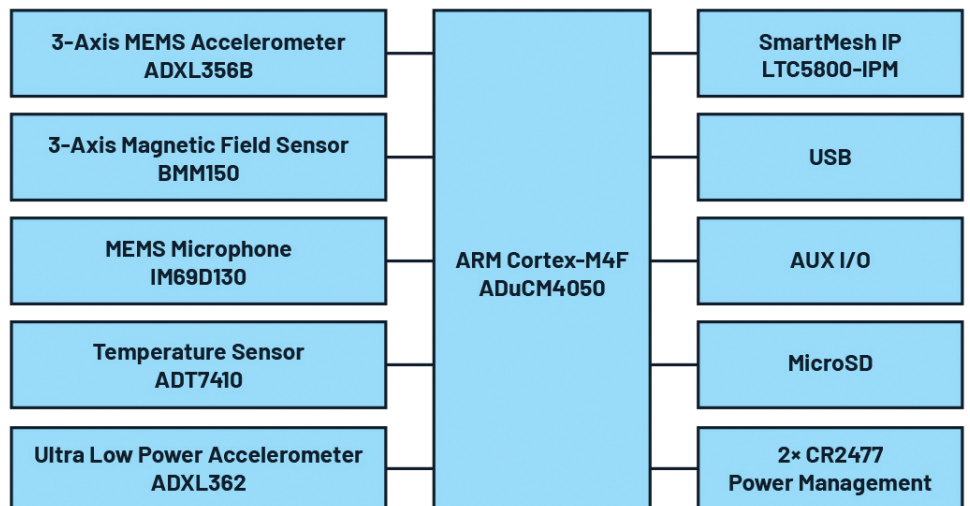
des données. Ces atouts en font un excellent candidat pour le traitement local des données et leur affinement précoce au moyen d'algorithmes IA intelligents avancés.

La plateforme iCOMOX, acronyme d'intelligent CONDITION MONITORING boX, soit « boîtier intelligent de surveillance d'état » peut être utilisée comme point d'entrée dans l'univers de la surveillance de la santé struc-

tuelle et de l'état des machines grâce à l'analyse des vibrations, des champs magnétiques, du son et de la température. Sur demande, la plateforme peut être complétée au moyen de composants de détection (un gyroscope signé Analog Devices par exemple) pour mesurer la vitesse de rotation avec une plus grande précision, même dans des environnements soumis à des chocs et des

2 SYNOPTIQUE DE LA PLATEFORME DE SURVEILLANCE D'ÉTAT ICOMOX

Architecturée autour d'un processeur Arm Cortex-M4F, la plateforme embarquée ouverte iCOMOX proposée par Shiratech Solutions, Arrow et Analog Devices est un système à microcontrôleur, économe en énergie, qui dispose d'une fonction intégrée de gestion de la consommation et qui est dotée de capteurs analogiques ou numériques et de périphériques pour l'acquisition, le traitement, le contrôle et la connectivité des données.



vibrations élevés (figure 2). Les méthodes d'intelligence artificielle mises en œuvre dans la plateforme iCOMOX permettent d'estimer la situation courante avec une précision accrue grâce à la fusion de données collectées par plusieurs capteurs. Grâce à cette approche, différents états de fonctionnement et de défaillance peuvent être classés avec une granularité et une probabilité optimales. Le traitement intelligent des signaux par la plateforme intelligente iCOMOX aide le Big Data à se transformer en Smart Data, de sorte que seules les données utiles à l'application sont envoyées en périphérie du réseau ou dans le cloud. Dans le cas des communications sans fil, la plateforme iCOMOX apporte une solution à la fois fiable, robuste et particulièrement économe en énergie. Le réseau SmartMesh IP se compose d'un réseau maillé multi-sauts hautement évolutif à formatage et optimisation automatiques dont les nœuds sans fil sont chargés de collecter et relayer les données. Un administrateur surveille et gère les performances et la sécurité du réseau, et échange des données avec une application hôte. Le routage intelligent du réseau SmartMesh IP détermine un chemin optimal pour chaque paquet en fonction de la qualité de la connexion, de l'ordonnement de chaque transaction (échange de paquets) et du nombre de sauts dans le lien de communication.

L'intelligence artificielle embarquée peut contribuer à extraire l'intégralité de la valeur ajoutée, notamment dans le cas des systèmes de surveillance sans fil alimentés par batterie. L'utilisation d'algorithmes IA intégrés dans l'iCOMOX pour convertir localement des données brutes collectées par les capteurs en données intelligentes permet de réduire le flux de données et, par conséquent, d'abaisser la consommation d'énergie par rapport à la transmission directe de données brutes entre le capteur et la périphérie ou le cloud.

Une large palette d'applications

La plateforme iCOMOX, ainsi que les algorithmes d'intelligence artificielle développés à son usage, couvre un large éventail d'applications dans le domaine de la surveillance des machines, des systèmes, des structures et des processus, de la détection d'anomalies au diagnostic de pannes complexes et à l'élimination immédiate des défauts. Intégrant un microphone, un accéléromètre, un capteur de champ magnétique et un capteur de température, la plateforme iCOMOX permet, par exemple, de surveiller le niveau de vibrations et de bruit, entre autres conditions opérationnelles, dans un grand nombre de machines et de systèmes industriels. L'état des processus, les dommages subis par les roulements, rotors et stators, les défaillances touchant l'électronique

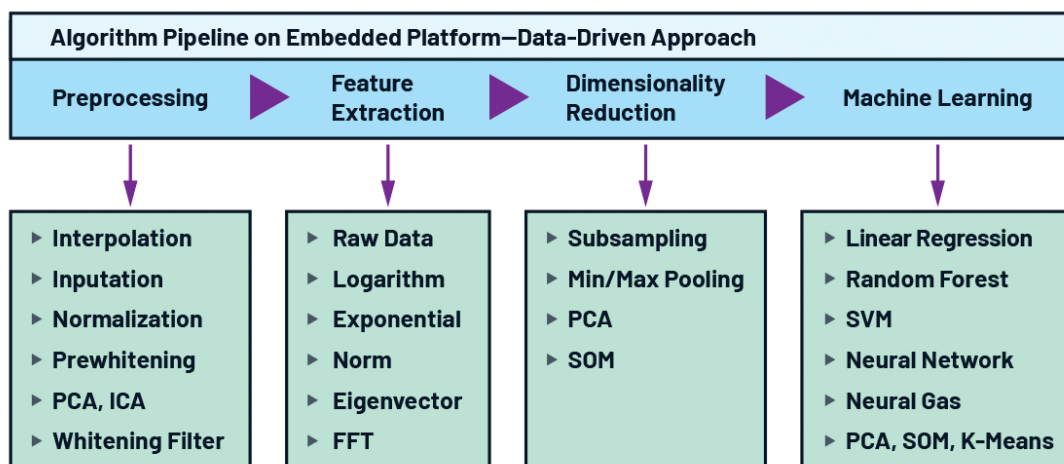
de commande, ainsi que des changements inconnus enregistrés dans le comportement du système (en raison d'un endommagement de l'électronique par exemple) peuvent être détectés par l'IA. Si des modèles comportementaux afférents sont disponibles, certains dommages peuvent même être prédits. De telles capacités peuvent être mises à profit pour appliquer des mesures de maintenance à un stade précoce et ainsi éviter des pannes inutiles. En l'absence de modèle prédictif, la plateforme embarquée peut également aider les experts à « apprendre » le comportement d'une machine et, au fil du temps, à élaborer un modèle complet de la machine à des fins de maintenance prédictive. Enfin, la plateforme iCOMOX peut être utilisée pour optimiser les processus de fabrication les plus complexes dans l'optique d'accroître les rendements ou d'améliorer la qualité des produits.

Des algorithmes IA embarqués pour capteurs intelligents

L'utilisation d'algorithmes IA pour traiter les données permet d'automatiser l'analyse des données complexes collectées par les capteurs. Ainsi, les informations souhaitées et, par conséquent, la valeur ajoutée qu'elles induisent sont automatiquement accessibles en tous points de la chaîne de traitement des données. Le choix d'un algorithme dépend dans

3 PIPELINE D'ALGORITHMES TYPIQUE POUR PLATEFORMES EMBARQUÉES DANS UNE APPROCHE ORIENTÉE DONNÉES

S'agissant des approches orientées données qui peuvent être mises en œuvre sur des plateformes embarquées telles que l'iCOMOX, un pipeline d'algorithmes typique se compose de trois éléments : le prétraitement des données, l'extraction des caractéristiques et la réduction de la dimensionnalité et, enfin, l'algorithme d'apprentissage automatique proprement dit.



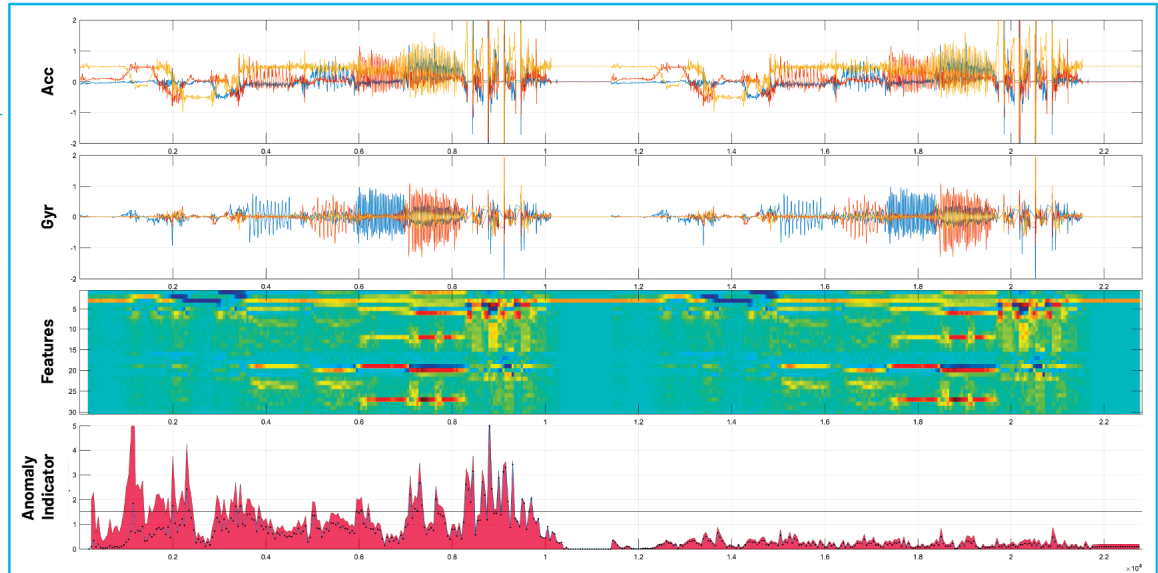
de nombreux cas des connaissances disponibles à propos de l'application. Si la connaissance du domaine est conséquente, l'IA jouera un rôle de soutien, les algorithmes utilisés étant relativement rudimentaires. En

revanche, en l'absence de connaissances expertes, les algorithmes peuvent être beaucoup plus complexes. Très souvent, c'est l'application qui définit le matériel et, par conséquent, les limites des algo-

rithmes. La création d'un modèle, une opération systématiquement intégrée à un algorithme IA, s'effectue selon deux approches différentes : l'une orientée données ; l'autre orientée modèles.

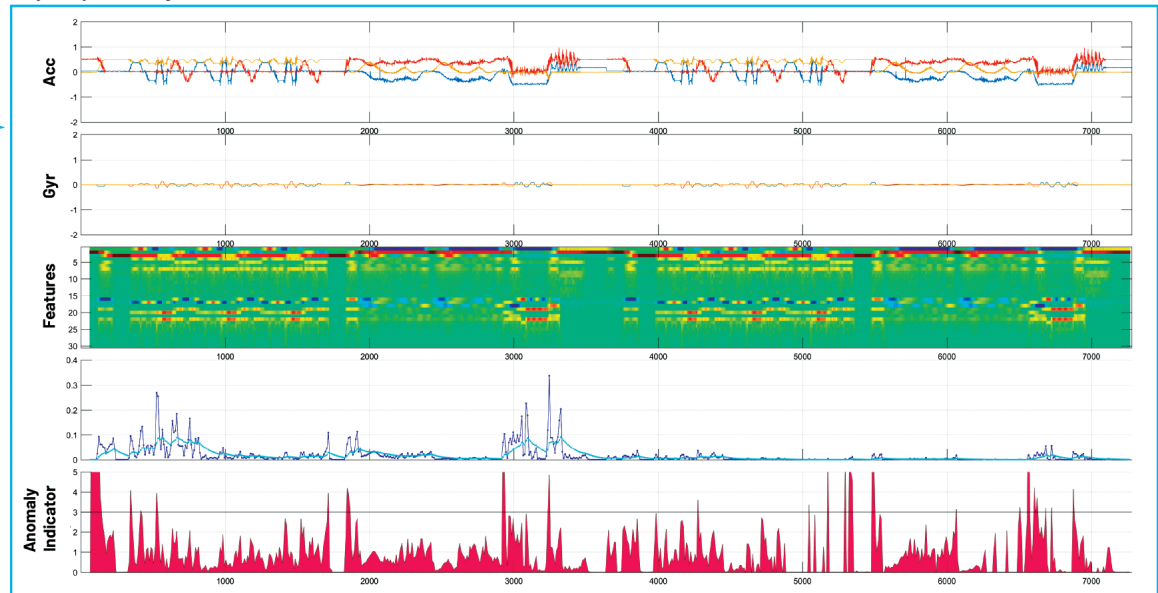
4 SURVEILLANCE DES VIBRATIONS DANS UN MOTEUR EN COURANT CONTINU À L'AIDE D'UNE PLATEFORME EMBARQUÉE

Vibration Monitoring in Motors



5 SURVEILLANCE DE LA TRAJECTOIRE DE ROBOTS INDUSTRIELS À L'AIDE D'UNE PLATEFORME EMBARQUÉE

Trajectory Monitoring in Industrial Robots



Un pipeline d'algorithmes a été mis en œuvre sur la plateforme iCOMOX et évalué pour détecter des anomalies dans deux applications : la surveillance conditionnelle de moteurs à courant alternatif et la surveillance de la trajectoire des robots industriels. Les algorithmes étaient fondamentalement les mêmes pour les deux applications. Dans les deux exemples, les données recueillies par l'accéléromètre et le gyroscope, de même que les caractéristiques dérivées localement et l'indicateur d'anomalie calculé localement, sont représentés. Cet indicateur augmente fortement en cas de nouveau comportement du signal et est beaucoup plus bas en cas de réapparition ; en d'autres termes, le signal nouvellement détecté a été pris en compte et actualisé dans le modèle par l'algorithme d'apprentissage.

Détecter des anomalies à l'aide d'une approche orientée données

S'il dispose uniquement de données, sans informations de base pouvant être décrites sous forme d'équations mathématiques, le concepteur devra choisir une approche « orientée données ». Ce type d'algorithmes extrait directement les informations souhaitées (« intelligentes ») à partir des données brutes collectées par les capteurs (« Big Data ») et utilise l'ensemble des méthodes d'apprentissage automatique: régression linéaire, réseaux de neurones, forêt aléatoire et modèles de Markov cachés.

S'agissant des approches orientées données qui peuvent être mises en œuvre sur des plateformes embarquées telles que l'iCOMOX, un pipeline d'algorithmes typique se compose de trois éléments (figure 3): le prétraitement des données, l'extraction des caractéristiques et la réduction de la dimensionnalité et, enfin, l'algorithme d'apprentissage automatique proprement dit.

Au cours de la phase de prétraitement, les données sont traitées de telle manière que les algorithmes en aval, principalement d'apprentissage automatique, convergent vers une solution optimale moyennant un délai de calcul aussi bref que possible. Les données manquantes doivent ainsi être remplacées en faisant appel à des méthodes d'interpo-

lation simples, compte tenu de la dépendance temporelle et de l'interdépendance entre les différentes données collectées par les capteurs. Qui plus est, les données sont modifiées par des algorithmes de « pré-blanchiment », de sorte qu'elles apparaissent indépendantes les unes des autres. Résultat, les dépendances linéaires dans les séries temporelles ou entre les capteurs ont disparu. L'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse en composantes indépendantes (ACI) et les filtres de blanchiment sont des algorithmes de pré-blanchiment typiques. Lors de l'extraction des caractéristiques, les « fonctionnalités » sont dérivées des données prétraitées. Cette partie de la chaîne de traitement dépend fortement de l'application proprement dite.

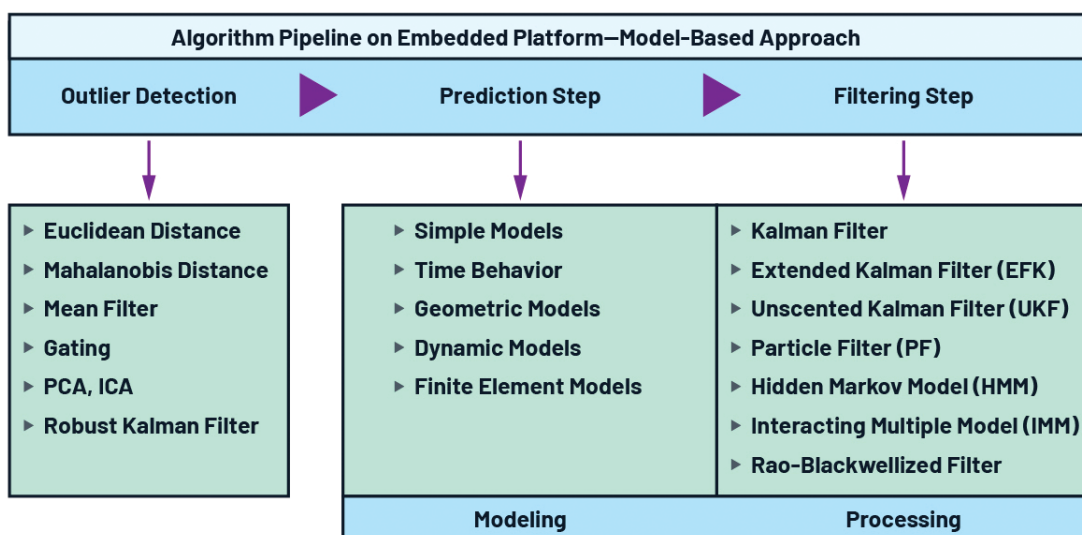
En raison de la puissance de calcul limitée des plateformes embarquées, il n'est pas encore possible de mettre en œuvre des algorithmes entièrement automatisés à forte intensité de calcul pour évaluer les différentes caractéristiques, et on ne peut utiliser des critères d'optimisation spécifiques pour identifier les meilleures caractéristiques, les algorithmes génétiques par exemple. En ce qui concerne les plateformes embarquées telles que l'iCOMOX, qui se caractérisent par une faible consommation d'énergie, la méthode utilisée pour extraire les caractéristiques doit

être spécifiée manuellement pour chaque application. Les méthodes possibles incluent la transformation des données dans le domaine fréquentiel (transformée de Fourier rapide ou FFT), l'application d'un logarithme aux données brutes collectées par les capteurs, la normalisation des données enregistrées par l'accéléromètre ou le gyroscope, la recherche des plus grands vecteurs propres (eigenvectors) dans l'analyse de composantes principales (ACP) ou l'exécution d'autres calculs sur les données brutes collectées. Différents algorithmes d'extraction des caractéristiques peuvent également être choisis pour différents capteurs, avec pour résultat un grand vecteur de caractéristiques qui renferme la totalité des caractéristiques pertinentes de tous les capteurs.

Lorsque la dimensionnalité de ce vecteur dépasse une certaine taille, elle doit être réduite au moyen d'algorithmes spécifiques. Il suffit de prendre les valeurs minimales et/ou maximales à l'intérieur d'une certaine fenêtre, ou encore d'utiliser des algorithmes plus complexes de type ACP (comme mentionné plus haut) ou des cartes auto-organisatrices (SOM, Self-Organizing Maps). C'est uniquement après avoir exécuté le prétraitement complet des données et extrait les caractéristiques pertinentes pour chaque application que les algorithmes d'apprentissage

6 PIPELINE D'ALGORITHMES TYPIQUE POUR PLATEFORMES EMBARQUÉES DANS UNE APPROCHE ORIENTÉE MODÈLES

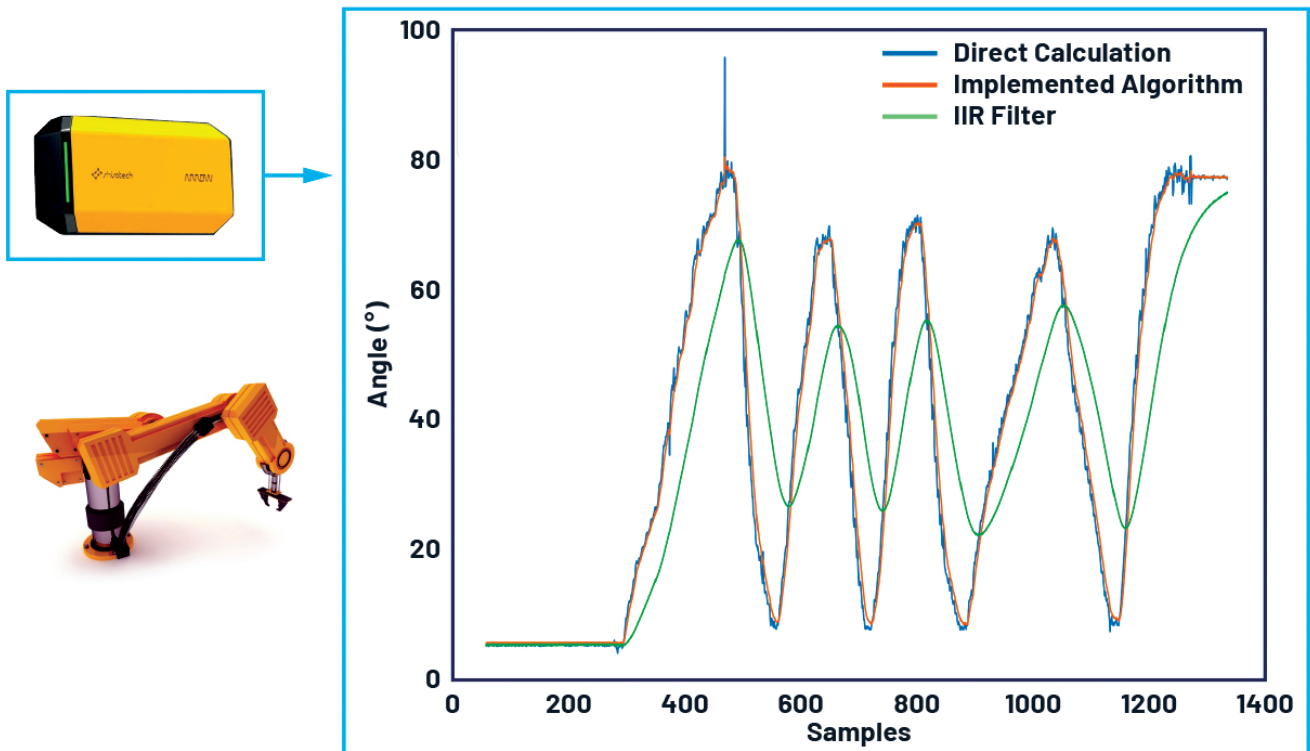
Un pipeline d'algorithmes typique applicable aux approches orientées modèles, pouvant être mises en œuvre sur des plateformes embarquées telles que la plateforme iCOMOX, se compose de trois éléments: détection des aberrations, étape de prédiction et étape de filtrage.



7 ESTIMATION DYNAMIQUE PRÉCISE D'UN ANGLE SUR UNE PLATEFORME EMBARQUÉE

La plateforme iCOMOX a été ici fixée à l'organe effecteur d'un robot industriel, et sa pose (estimation de la position et de l'orientation) a été déterminée au moyen d'algorithmes. Les algorithmes mis en œuvre affichent des performances nettement supérieures au calcul direct et au filtrage RII. Ils conduisent à un signal très régulier où la pose estimée suit de façon dynamique et hautement précise le mouvement de l'organe effecteur du robot industriel.

Precise Dynamic Angle Estimation



automatique peuvent être utilisés de manière optimale dans le but d'extraire différentes informations sur la plateforme embarquée. Comme dans le cas de l'extraction des caractéristiques, le choix de l'algorithme d'apprentissage automatique dépend dans une large mesure de l'application. De même, le choix entièrement automatisé de l'algorithme d'apprentissage optimal, par exemple, par le biais d'algorithmes génétiques, n'est pas possible en raison de la puissance de calcul limitée. Cependant, des réseaux de neurones plus complexes, y compris pour la phase d'apprentissage, peuvent être mis en œuvre sur des plateformes embarquées telles que l'iCOMOX. Dans ce cas, la mémoire disponible limitée constitue le critère décisif. C'est pourquoi les algorithmes d'apprentissage automatique, ainsi que tous les algorithmes précités utilisés dans l'ensemble du pipeline d'algorithmes, doivent être modifiés pour que les données du capteur puissent être traitées directement. Chaque point de données est utilisé une seule

et unique fois par les algorithmes; par exemple, toutes les informations pertinentes sont extraites directement, tandis que la collecte de grandes quantités de données, gourmande en mémoire, est éliminée, de même que le coût élevé des opérations connexes de transfert et de stockage des données. Ce mode de traitement est également connu sous le nom d'analyse des flux de données en continu (streaming analytics).

Le pipeline d'algorithmes mentionné précédemment a été mis en œuvre sur la plateforme iCOMOX et évalué pour détecter des anomalies dans deux applications: la surveillance conditionnelle de moteurs à courant alternatif et la surveillance de la trajectoire des robots industriels. Les algorithmes étaient fondamentalement les mêmes pour les deux applications; seul le paramétrage différait en ce sens où l'intervalle de temps considéré était court pour la surveillance du moteur, mais long pour la surveillance de la trajectoire. Par limitation au niveau matériel, des valeurs différentes ont également été

dérivées pour les autres paramètres de l'algorithme. Les données enregistrées par l'accéléromètre et le gyroscope à la fréquence d'échantillonnage de 1 kHz ont été utilisées comme données d'entrée. Dans le cas de la surveillance de l'état du moteur, les données du microphone ont également été employées comme données d'entrée afin d'inclure les spécificités acoustiques et d'améliorer la précision de détection des anomalies. Les résultats du calcul local effectué sur la plateforme embarquée sont présentés sur les figures 4 et 5. Dans les deux exemples, les données recueillies par l'accéléromètre et le gyroscope, de même que les caractéristiques dérivées localement et l'indicateur d'anomalie calculé localement, sont représentés. Cet indicateur augmente fortement en cas de nouveau comportement du signal et est beaucoup plus bas en cas de réapparition; en d'autres termes, le signal nouvellement détecté a été pris en compte et actualisé dans le modèle par l'algorithme d'apprentissage.

Calcul de pose dynamique au moyen d'approches orientées modèles

La modélisation à l'aide de formules et de relations explicites entre les données collectées par les capteurs et les informations souhaitées constitue une approche fondamentalement différente qui nécessite la disponibilité d'informations contextuelles de base ou relatives au comportement du système sous la forme d'une description mathématique. Ces approches dites « orientées modèles » combinent les données recueillies par les capteurs et lesdites informations de base afin de fournir un résultat plus précis pour l'information souhaitée. Parmi les exemples les plus connus, citons le filtre de Kalman (KF, Kalman Filter) pour les systèmes linéaires, ainsi que les filtres de Kalman sans parfum (UKF, Unscented Kalman Filter), étendu (EKF, Extended Kalman Filter) et particulière (PF, Particle filter) pour les systèmes non linéaires. Le choix du filtre dépend fortement de l'application. Un pipeline d'algorithmes typique applicable aux approches orientées modèles, pouvant être mises en œuvre sur des plateformes embarquées telles que la plateforme iCOMOX, se compose de trois éléments (figure 6) : détection des aberrations, étape de prédiction et étape de filtrage. Lors de la détection des anomalies (aberrations), les données captées qui s'avèrent très éloignées de l'estimation réelle de l'état du système sont pondérées de manière fractionnée, ou totalement supprimées lors des opérations de traitement ultérieures, ce qui permet d'obtenir un traitement des données plus robuste. Dans l'étape de prédiction, l'état courant du système est mis à jour au fil du temps, et ce à l'aide d'un modèle de système probabiliste qui décrit une prédiction de l'état futur du système.

Ce modèle probabiliste est souvent dérivé de l'équation d'un système déterministe qui décrit la dépendance de l'état futur du système par rapport à son état courant, ainsi que d'autres paramètres d'entrée et perturbations. Dans l'exemple de la surveillance d'état d'un robot industriel traité ici, il s'agirait de l'équation dynamique de chacun des bras articulés qui peuvent seulement se mouvoir dans certaines directions à un

moment donné. Au cours de l'étape de filtrage, l'état prédit du système est traité avec une mesure donnée, et l'estimation de l'état, actualisée en conséquence. Il existe une équation de mesure équivalente à l'équation du système qui permet de décrire - au moyen d'une formule - la relation entre l'état du système et la mesure. Pour l'estimation de la position qui nous concerne, il s'agit de la relation entre les données de l'accéléromètre et du gyroscope d'une part, et la position précise du capteur dans l'espace, d'autre part.

La combinaison des approches orientées données et orientées modèles est à la fois envisageable et intéressante pour certaines applications. A titre d'exemple, les paramètres des modèles sous-jacents aux approches orientées modèles peuvent être déterminés par les approches orientées données, ou adaptés dynamiquement en fonction des conditions environnementales. En outre, l'état du système résultant de l'approche orientée modèles peut faire partie d'un vecteur de caractéristiques (Feature Vector) pour les approches orientées données. Cependant, tout dépend d'une nouvelle fois de l'application concernée. Le pipeline d'algorithmes mentionné précédemment a été mis en œuvre sur la plateforme iCOMOX et évalué pour un calcul de pose dynamique précis dans l'organe effecteur final d'un robot industriel.

Des données collectées par un accéléromètre et un gyroscope à la fréquence d'échantillonnage de 200Hz ont été utilisées comme données d'entrée. La plateforme iCOMOX a été fixée à l'organe effecteur du robot industriel, et sa pose (estimation de la position et de l'orientation) a été déterminée. Les résultats sont représentés sur la figure 7. Comme le montre cette figure, le calcul direct conduit à des réactions très rapides, mais également à un niveau de bruit très élevé avec de nombreuses anomalies. Un filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII) couramment utilisé produit un signal très régulier, mais suit la pose effective de façon peu fidèle. En revanche, les algorithmes présentés ici conduisent à un signal très régulier où la pose estimée suit de façon dynamique et hautement précise le mouvement de l'organe effecteur du robot industriel.

Conclusion

De manière idéale, grâce à l'analyse locale des données, les algorithmes d'intelligence artificielle doivent également être capables de décider par eux-mêmes quels capteurs utiliser en fonction de l'application, ainsi que l'algorithme le mieux adapté à ce cas de figure. Cette approche implique une évolutivité intelligente de la plateforme. Pour l'instant, il incombe à l'expert de trouver l'algorithme adapté à l'application concernée, même si les algorithmes IA utilisés ici peuvent déjà être mis en œuvre sans trop de difficulté avec diverses applications de surveillance de l'état des machines et de la santé structurelle. L'intelligence artificielle embarquée doit également prendre une décision concernant la qualité des données et, lorsque le niveau de qualité attendu est atteint, identifier et effectuer les réglages optimaux pour les capteurs et l'ensemble de la chaîne du signal. Si différentes modalités de capteurs sont utilisées pour la fusion des données, il est possible de compenser les faiblesses et les inconvénients de certains capteurs et de certaines méthodes en utilisant un algorithme IA, une solution qui permet d'améliorer la qualité des données et la fiabilité du système. Si un capteur est classé par l'algorithme IA comme n'étant pas ou peu pertinent pour l'application, son flux de données sera réduit en conséquence.

La plateforme embarquée ouverte iCOMOX élaborée par Shiratech Solutions, Arrow et Analog Devices est disponible par l'intermédiaire d'Arrow. Elle contient un kit de développement logiciel gratuit, ainsi que de nombreux exemples de matériels et de logiciels permettant d'accélérer la création de prototypes, de simplifier le développement et de concrétiser des idées originales. Il est possible de créer un réseau maillé sans fil, robuste et fiable de capteurs intelligents pour la surveillance conditionnelle en combinant fusion de données multicapteurs et intelligence artificielle embarquée dans le but de transformer localement les données brutes, le Big Data, en données intelligentes, les Smart Data. ■

Référence : Fiche technique de la plateforme iCOMOX de Shiratech Solutions : <https://www.shiratech-solutions.com/products/icomoxsmip/>