



INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET SUPPLY CHAIN : 3 CAS CONCRETS POUR AMÉLIORER DÈS À PRÉSENT LES PERFORMANCES OPÉRATIONNELLES

AUTEURS



TUYEN PHAN
tuyen.phan@wavestone.com



STÉPHAN MIR
stephan.mir@wavestone.com

Cette publication a été rédigée avec l'appui de Ghislain De Pierrefeu, Daniel D'luyz, Stanislas Le Marois, Joris Rabadan et Jean-Marc Soulier.

Dans un contexte de concurrence mondiale, d'innovations technologiques permanentes et d'accélération des délais, les consommateurs et les professionnels ont accès très rapidement à une offre de produits et de services abondante. Garantir la disponibilité du bon produit, au bon moment et au bon endroit est un challenge encore plus difficile pour la Supply Chain qui nécessite la prise en compte d'un nombre de facteurs quasi infini pouvant influencer la demande client : réseaux sociaux, nouveautés, concurrence, médias, événements politiques (Brexit, Hong-Kong, grèves...), évolutions de taux de change...

Dans ce monde VUCA (*volatile, uncertain, complex, ambiguous*), l'Intelligence Artificielle, avec des techniques comme le Machine Learning ou la capacité à apprendre et faire prendre des décisions à partir de la data, fournit des outils qui commencent réellement à améliorer les performances opérationnelles sur de nombreux maillons de la Supply Chain.

Nous avons voulu ici concrètement illustrer les apports et les challenges du Machine Learning dans la Supply Chain à travers 3 cas pratiques qui reflètent les 3 niveaux de la Supply Chain (stratégique, tactique et opérationnel) et représentent les grandes familles d'algorithmes (supervisés ou non supervisés, classification et régression).

L'IA dans la Supply Chain : des cas d'usage multiples et une boîte à outils d'algorithmes

Assistants personnels intelligents, reconnaissance faciale, chatbot, transports autonomes... L'Intelligence Artificielle révolutionne déjà nos vies et cette tendance est vouée à prendre de l'ampleur. En entreprise, l'IA a également commencé à transformer plusieurs domaines d'activités : algorithmes de trading automatique, détection de fraude dans les assurances, maintenance prédictive sur les équipements industriels...

La Supply Chain fait partie de ces fonctions en cours de transformation grâce à l'exploitation de ses données et l'utilisation de l'IA. De nombreux grands groupes l'expérimentent déjà. Certains pour anticiper les achats de leurs clients en utilisant les

données de navigation sur leur site (pages vues, clics sur fiches produits...), d'autres pour optimiser les trajets de leurs robots dans les entrepôts et ainsi réduire le temps d'expédition des commandes.

L'Intelligence Artificielle peut ainsi générer deux types de gains en Supply Chain :

- / **L'amélioration du service au client** (client B2C ou B2B) ou même le développement de nouveaux services
- / **L'amélioration de la performance opérationnelle** (productivité, qualité, stocks, fin de vie...)

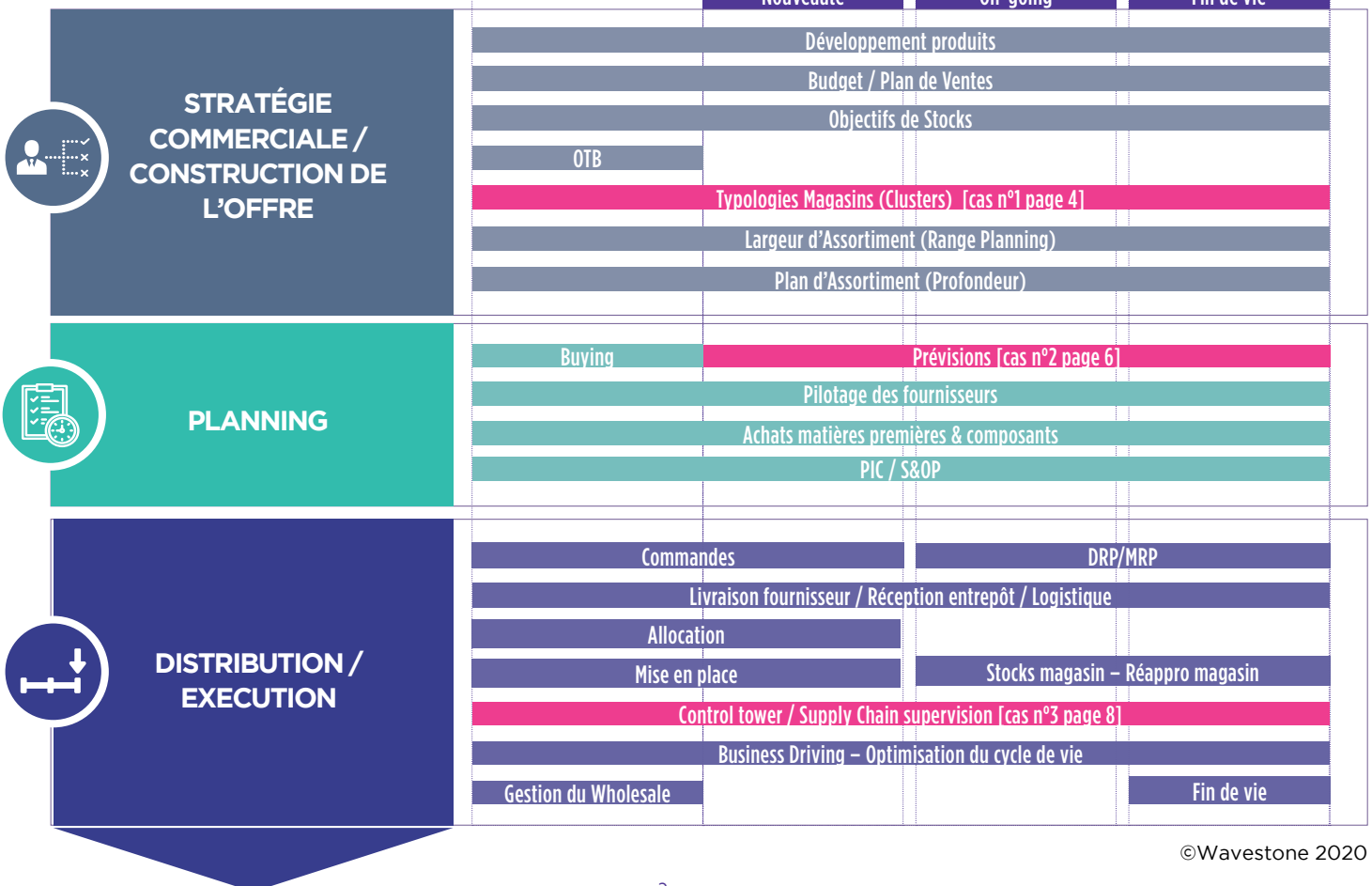
Les cas d'usage sont d'ores et déjà très nombreux en Supply Chain et concernent pratiquement tous les maillons du Supply

Chain Planning (prévisions, planification) et du *Supply Chain Execution* (entrepôt, transport, track and trace)

Nous proposons ici de présenter 3 cas opérationnels issus de nos expériences projets :

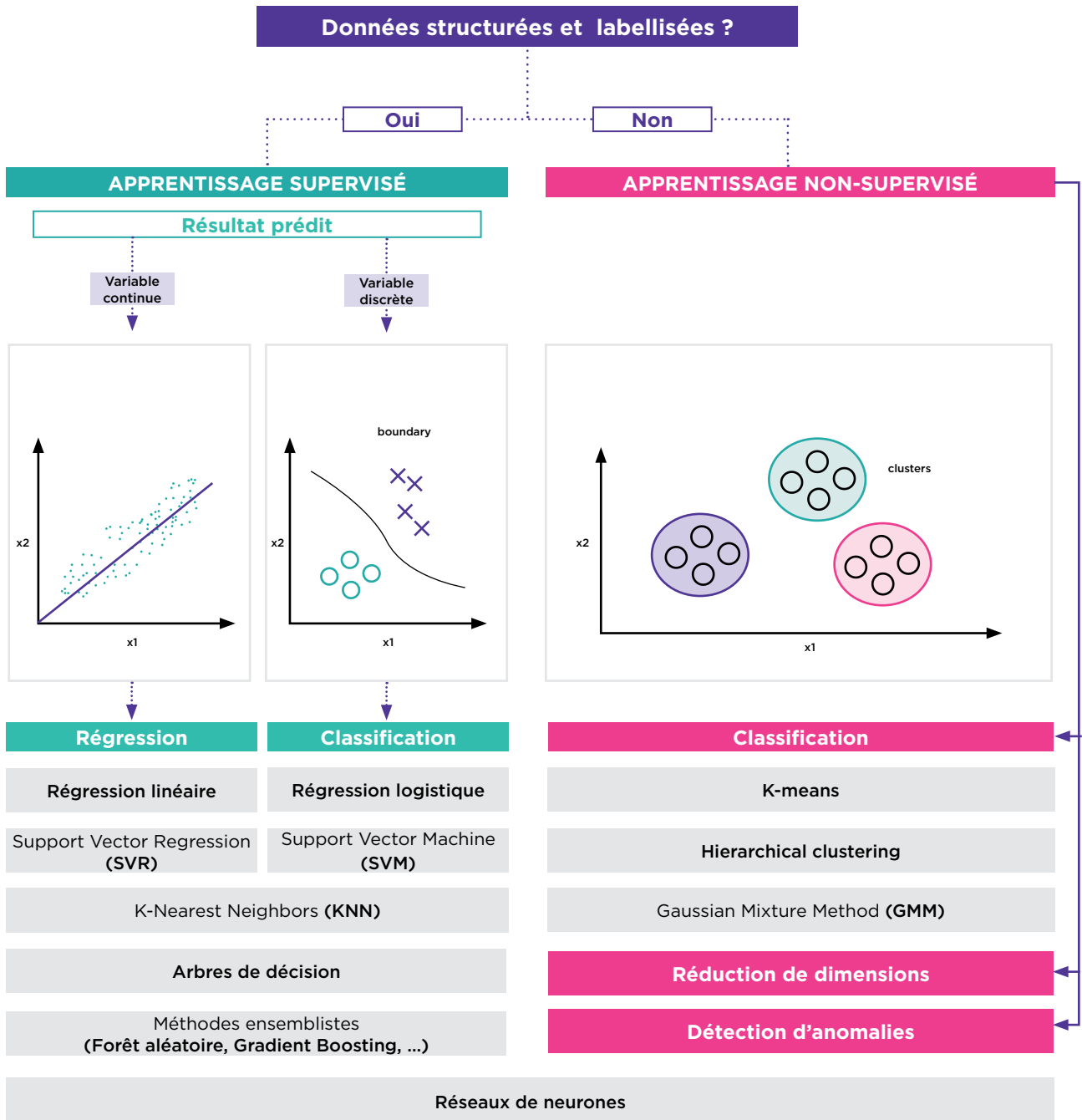
1. **Store Clustering dans le Retail**
2. **Prévisions de vente pour les produits de consommation**
3. **Control tower proactive sur une supply chain étendue**

W Les maillons de la Supply Chain et les 3 cas d'usage présentés dans l'article



Pour améliorer les performances de ces processus, l'Intelligence Artificielle en général, et le Machine Learning en particulier, proposent toute une panoplie d'algorithmes qui peuvent être utilisés, en fonction du besoin d'optimisation et de la typologie de données disponibles.

W Les différents types d'algorithmes de Machine Learning



©Wavestone 2020

Pour bien appréhender le problème posé, définir les sets de datas et les identifier, ou construire le bon algorithme (ou une combinaison d'algorithmes), il est indispensable de mobiliser une équipe transverse avec une triple compétence : Métier et expertise Supply Chain, Data architecture et Algorithmie.

Cas 1 - Le « *Store clustering* » : du Machine Learning pour mieux capter les comportements clients en magasin

Le *Store clustering* (élaboration des groupes de magasins) est un processus clé dans le secteur du Retail qui permet de définir les magasins ayant des caractéristiques similaires et ainsi de pouvoir y affecter le bon assortiment. Un regroupement de magasins (*Cluster*) doit être pertinent pour permettre de capter les différences de comportements d'achat des clients. Cela permet ainsi de mieux piloter les ventes, les marges et l'image de la marque.

Les similarités entre les points de vente peuvent concerner des axes très divers : surface du magasin, chiffre d'affaires, panier moyen, clientèle cible, familles de produits présentés, localisation du magasin : centre ville vs centre commercial, surface de vitrine, ...

Déterminer *a priori* quels axes sont pertinents est un travail complexe et difficile à réaliser avec des méthodes traditionnelles, par exemple en approche itérative sur Excel.

 Ensemble de données relatives au *Store clustering*

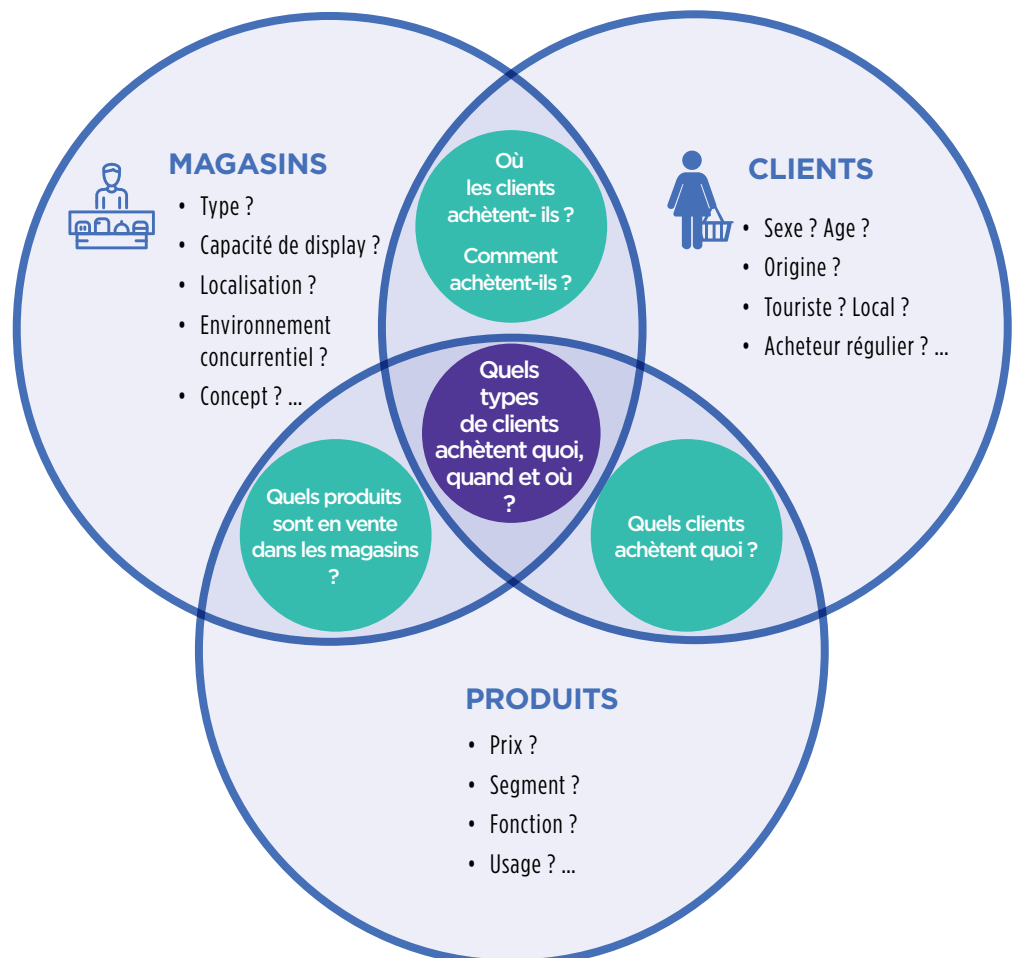
Le *Store clustering* utilise à la fois quantitativement et qualitativement :

- Le profil du magasin
- Les ventes de mix de produits
- Le profil client

afin de construire des groupes de magasins avec des caractéristiques similaires.

Il est utile pour :

- L'achat des nouvelles collections
- La stratégie d'allocation et de réapprovisionnement du stock en magasins (*initial set-up vs. replenishment vs. markdown*)



Dans ce contexte, l'utilisation d'algorithmes de Machine Learning permet de traiter de vastes quantités de données et de manipuler un très grand nombre d'axes d'analyse. Les algorithmes d'apprentissage non supervisés sont privilégiés afin de laisser l'apprentissage déterminer quels axes de regroupement sont les plus pertinents. Parmi ces algorithmes, le *k-means*, le *Gaussien mixture model*, ou le *hierarchical clustering* sont les plus couramment utilisés.

W Principe de fonctionnement de l'algorithme K-means

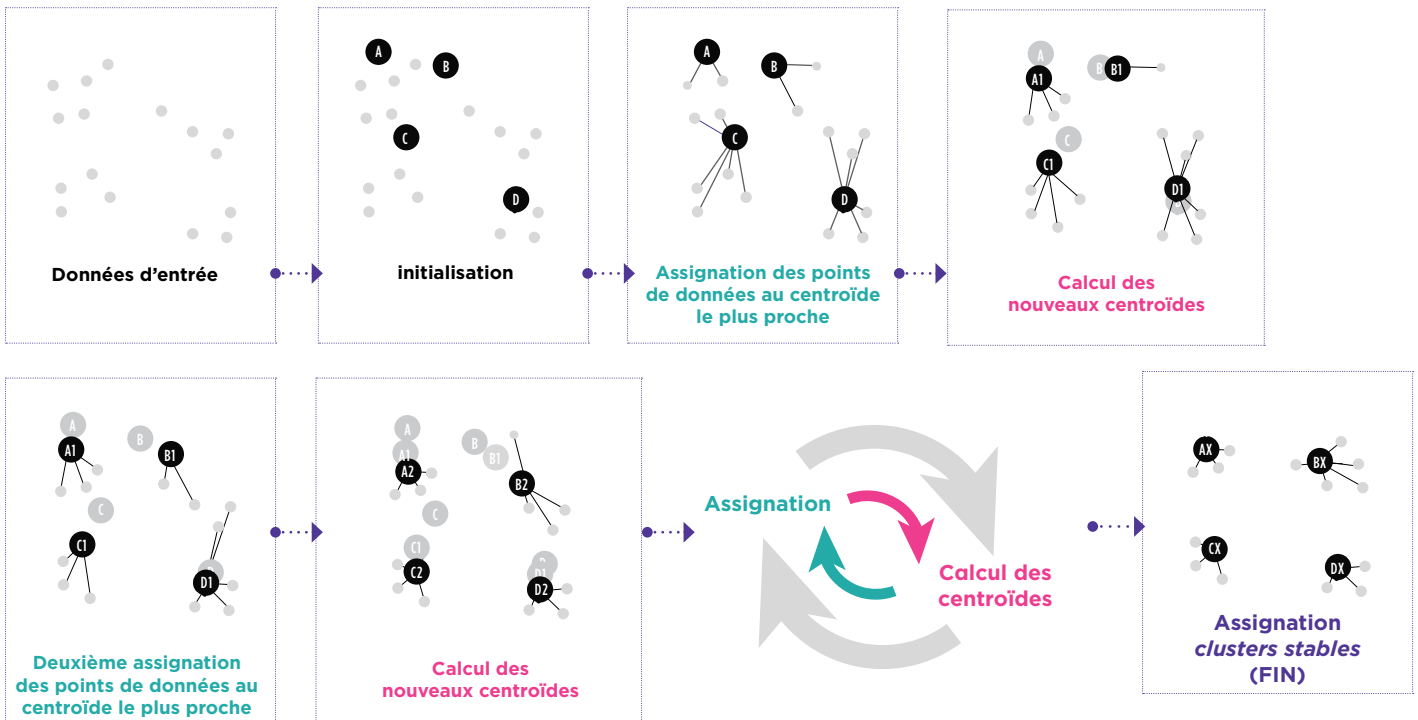


Schéma inspiré de Mquantin (Creative Commons)

À partir d'un historique de chaque point de vente, si possible enrichi de données exogènes sur le quartier, les magasins concurrents, les flux de personnes... l'algorithme peut déterminer quels seront les axes pertinents pour regrouper les points de vente en *cluster*. Une méthode itérative compare rapidement les différences entre les *clusters* même avec un grand nombre d'axes d'analyse, ce qui n'était pas possible avec une méthode traditionnelle.

Finalement, la partie algorithmique proprement dite est rapide grâce aux outils de Machine Learning aujourd'hui facilement disponibles, par exemple avec des librairies spécifiques sous Python. Nos retours d'expérience montrent que la partie la plus importante pour la réussite de ce type de projet concerne plutôt la phase d'identification des données relatives aux triplets magasins x clients x produits. Elles doivent être pertinentes pour le projet et facilement disponibles.

Bien sûr un projet de « *Store clustering* » ne se résume pas à la partie algorithmique. Il prend en compte des axes processus, organisation, data et SI et comporte généralement 3 étapes :

1. La construction des *clusters* ou groupes de magasins.
2. La mise en place d'un process, d'une organisation et d'un SI permettant de pérenniser et de mettre à jour dans le temps les *clusters* identifiés
3. Enfin, le cas échéant, la revue des processus de merchandising pour prendre en compte les nouveaux *clusters* identifiés.

Mode

Wavestone a récemment accompagné un acteur du secteur de la mode à redéfinir les *clusters* de ses magasins.

Les résultats ont permis de classer une centaine de magasins, qui se différencient principalement en fonction de la catégorie de produits la plus vendue et la taille moyenne du panier.

À la suite de la mise en place des nouveaux *clusters*, le « *sell-through* » ou taux d'écoulement des produits saisonniers a été amélioré de 5 à 10% au bout de 6 mois. Soit un gain de marge significatif pour la période.

Cas 2 - Prédiction de la demande : gagner en précision grâce au Machine Learning

L'anticipation et la prévision des besoins est une information clé pour s'assurer de la capacité d'une Supply Chain à remplir sa mission. La prévision peut être réalisée dans de nombreux contextes : prévision des ventes au niveau magasin, prévision de pannes (par exemple dans le cadre de la maintenance d'équipements), prévision d'expédition dans des entrepôts, besoins de production, prévision de livraison par les fournisseurs. Une prévision fiable permet une meilleure planification du besoin en ressources (capacités usines, main d'œuvre en entrepôt, nombre de véhicules...) et une meilleure allocation des stocks.

Aujourd'hui, les anciens modèles de prévision (souvent fondés sur des moyennes historiques) sont dépassés en termes de précision par de nouveaux modèles incorporant des algorithmes de Machine Learning. Ces nouveaux modèles permettent d'une part d'améliorer la précision des prévisions grâce à des algorithmes plus agiles et auto-apprenants, mais aussi de traiter un volume de données plus important qu'avec les méthodes traditionnelles.

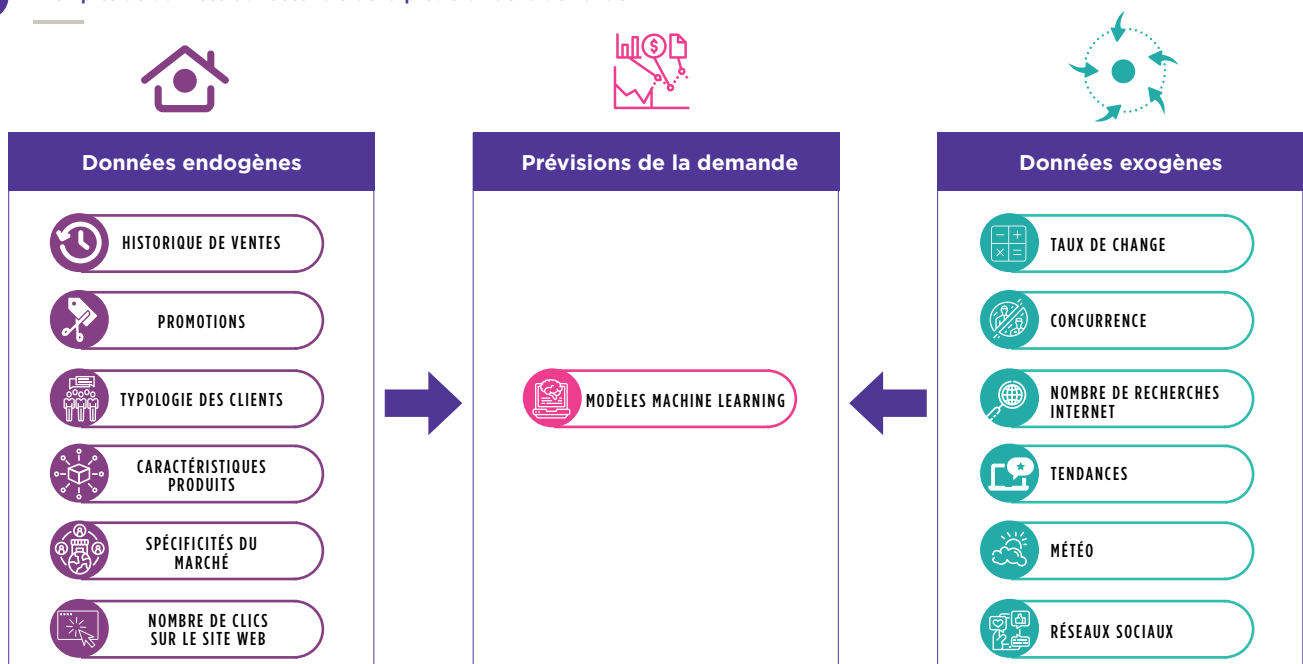
Avant de mettre en place une des solutions du marché, **il est nécessaire de tester différents algorithmes** et de choisir le plus performant, ainsi que les paramètres les plus adaptés au cas traité. Il est ainsi souvent plus efficace d'implémenter au préalable ses propres algorithmes, par exemple des méthodes ensemblistes (gradient boosté, forêt aléatoire), SVM ou un modèle Bayésien, d'en ajuster les paramètres et d'en comparer leurs résultats.

Une étape essentielle des projets de Machine Learning, en particulier dans les problèmes de prévision de la demande, est l'alimentation en données pertinentes et structurées. Un travail minimum doit donc être réalisé afin d'être en mesure d'identifier les données, les extraire, les mettre au niveau de qualité nécessaire (*data cleaning*) pour pouvoir les utiliser dans les algorithmes de Machine Learning. Ce travail doit être réalisé dans un premier temps avec les données internes à l'entreprise, dites endogènes, pour rapidement disposer de premiers résultats et démontrer des gains en

précision par rapport aux méthodes traditionnelles. Cette première phase permet de convaincre les différentes parties prenantes avant d'investir du temps et des moyens pour améliorer davantage les prévisions, en intégrant alors des données externes à l'entreprise, dites exogènes.

Lors de nos projets, nous avons pu constater des corrélations entre les ventes et certains types de données exogènes : météo, taux de change, flux de touristes, parc automobiles, nombre de recherches sur Google, tendance sur les réseaux sociaux. Les données exogènes sont plus difficiles à capter et à structurer que les données endogènes (ex : les tendances sur les réseaux sociaux qui peuvent s'exprimer sous forme de photos ou de commentaires de blogs par exemple) et leurs corrélations avec la demande doivent être étudiées avec attention pour bien comprendre les périmètres impactés : types de produits, clients, zones géographiques, et vérifier leur niveau d'impact sur la qualité de la prévision.

Exemples de données utilisées lors de la prévision de la demande



Transports



Wavestone accompagne un acteur du secteur des transport à identifier les pièces détachées créant des immobilisations sur ses moyens de transport.

Pour ce faire, le cabinet évalue les algorithmes de Machine Learning les plus pertinents dont la descente de gradient boostée et les autres méthodes ensemblistes, ainsi que des techniques de Deep Learning.

Il est prévu que la mission dure environ 5 mois et permette de réduire de moitié le nombre d'immobilisations annuelles sur son parc de véhicules.



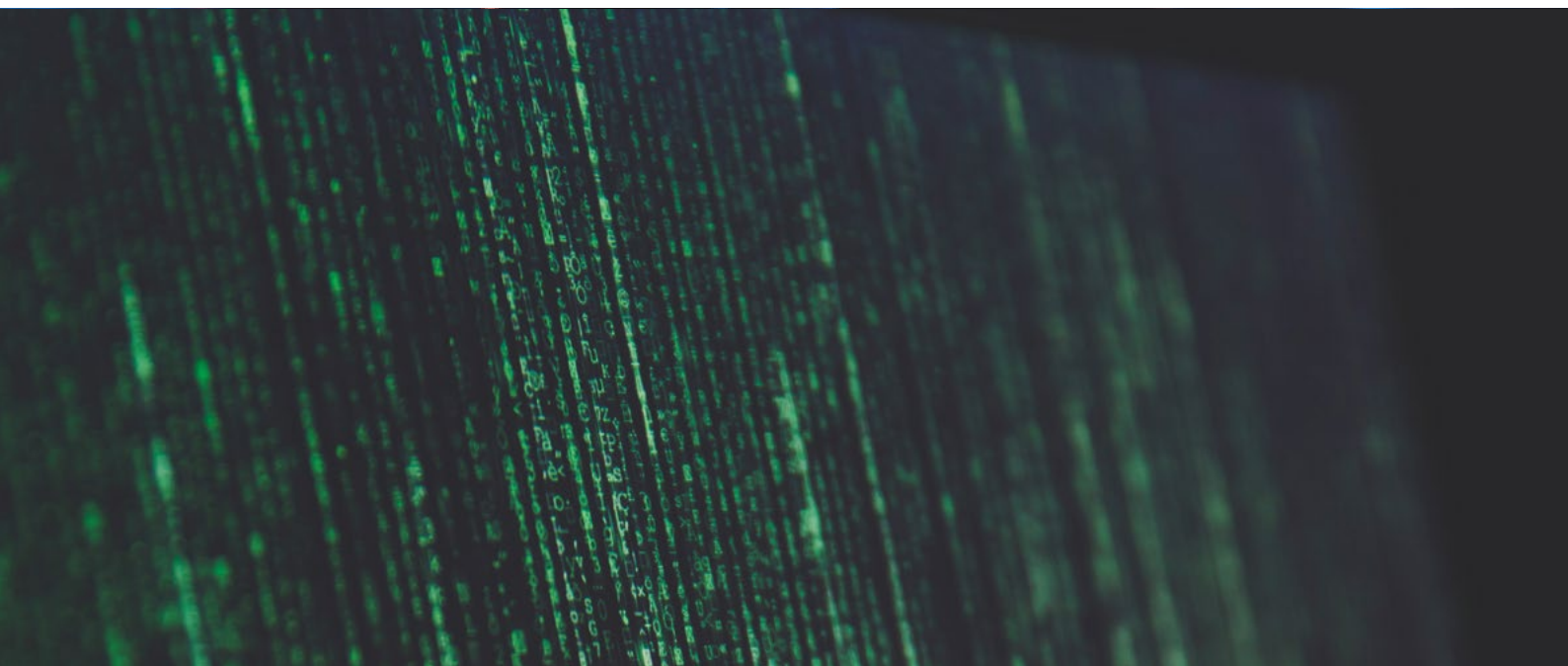
Biens de consommation



Wavestone a accompagné un fournisseur de biens de consommation dans une démarche pour améliorer les modèles de prévision de ventes sur certains de leurs marchés.

Cette mission de 6 mois a permis au client de découvrir et d'intégrer une plateforme qui offre des fonctionnalités de Machine Learning. Des algorithmes génériques ont tout d'abord été utilisés (random forest, XGBoost) puis des algorithmes plus spécifiques pour les séries temporelles (SARIMAX, Facebook prophet). Grâce à ces algorithmes, et l'intégration de données complémentaires (périodes de soldes, vacances...), la précision des prévisions a été améliorée de 65% à 75%.

Une des principales difficultés rencontrées fut celle d'intégrer de façon industrielle et automatique les données complémentaires au data set. Sans ces dernières, la précision des prévisions aurait été fortement réduite.



Cas 3 - « Control tower » : passer d'un suivi réactif de la Supply Chain à une supervision proactive grâce à l'utilisation d'algorithmes de Machine Learning

Au-delà des données de tracking, une grande variété de sources de données peut être disponible: capteurs IoT, météo, réseaux sociaux, actualités, événements divers...

Ces sources peuvent fournir des informations précieuses sur la chaîne d'approvisionnement, autant sur l'évolution des opérations que sur des événements amonts qui peuvent l'impacter. Pour être en mesure d'utiliser ces données, trois difficultés principales sont rencontrées :

- / **Comment les acquérir afin d'avoir une visibilité globale en temps réel de la Supply Chain alors que les systèmes d'information sont souvent silotés ?**
- / **Comment traiter ces volumes de données très importants en temps réel ?**
- / **Comment apporter de la valeur en étant proactif et non plus simplement réactif face aux alertes ?**

La mise en œuvre d'une Control tower en mode proactif nécessite plusieurs étapes :

1. **Obtenir une visibilité globale sur la Supply Chain par la connexion de tous les systèmes internes ou externes à l'entreprise** (ERP, OMS, TMS, partenaires, véhicules connectés, capteurs météo...) ainsi que la captation et la mise à disposition des données fines des événements.
2. **Détecter, traiter, voire même anticiper les alertes**, grâce à des approches de segmentation et à l'utilisation d'algorithmes d'intelligence artificielle.
3. **Proposer des scénarios alternatifs en situation d'alerte ou en anticipation.**

Ainsi, les algorithmes de Machine Learning de type réseau de neurones sont capables par exemple de distinguer les alertes de criticité haute (à transmettre aux équipes) des alertes de criticité basse (qu'il peut traiter automatiquement). Pour ce faire, il n'est plus nécessaire d'imaginer tout l'arbre des scénarios possibles comme précédemment pour paramétrer un système expert : il suffit de faire apprendre au réseau de neurones directement à partir des réponses des opérateurs humains.

Des algorithmes prédictifs tels que la régression logistique ou les algorithmes basés sur des arbres de décision (random forest, XG Boost...) vont alors permettre d'anticiper l'apparition de ces alertes en suivant des tendances (météo, trafic). L'utilisation par exemple d'un algorithme génétique permettra enfin de proposer proactivement des itinéraires alternatifs plus performants.

Certaines entreprises font le choix de développer leur propre *Control tower*. Il s'agit d'entreprises disposant d'une taille critique et ayant peu besoin de s'interfacer avec des systèmes tiers (par exemple si les moyens de transport sont internalisés). Il est toutefois possible de choisir une solution de *Control Tower* du marché, ce qui présente plusieurs avantages : cela permet tout d'abord d'avoir accès aux données des partenaires Supply Chain déjà connectés à la solution (transporteurs, transitaires, 3PLs..), mais également de pouvoir ensuite utiliser des algorithmes de Machine Learning déjà entraînés avec les données d'autres acteurs.



W Les 4 niveaux d'utilisation de l'intelligence artificielle dans une *Control tower*

<p>NIVEAU 1 MESURABLE & VISIBLE</p> <p>o o o</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Collecte et synthèse de données en temps réel • Visibilité end-to-end • Dashboards de KPIs 	<ul style="list-style-type: none"> • Pas d'algorithme de Machine Learning
<p>NIVEAU 2 AIDE À LA DÉTECTION</p> <p>o o o</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Management par exception : mise en avant des alertes prioritaires 	<ul style="list-style-type: none"> • Algorithmes de détection d'anomalies : isolation forest, multivariable gaussienne
<p>NIVEAU 3 AIDE À LA DÉCISION</p> <p>o o o</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Simulation de scénarios • Proposition d'actions correctives • Optimisation de la Supply Chain 	<ul style="list-style-type: none"> • Algorithmes génétiques
<p>NIVEAU 4 AUTOMATISATION, SELF-LEARNING, RISK SENSING</p> <p>o o o</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Prédiction et anticipation des anomalies • Automatisation des actions correctives 	<ul style="list-style-type: none"> • Algorithmes prédictifs : Random forest, XG Boost

Wavestone 2020

Control towers



Wavestone a développé une connaissance approfondie du marché français et international des « *Control towers* » et accompagne actuellement un groupe de taille mondiale dans son choix de la solution la plus adaptée à son besoin.

Concrètement, le processus passe par les étapes classiques de RFI & RFP, avec en amont la définition des fonctionnalités métiers (tracking, tracing, alertes, ...) et du type de prise de décision requis pour répondre au besoin.

La *Control tower* devra être connectée aux systèmes existants (ERP, TMS, WMS, partenaires, ...) pour pouvoir collecter les données en temps réel. Les algorithmes de Machine Learning, de type réseau de neurones, seront entraînés en fonction des décisions prises par les opérateurs dans les différents systèmes (ERP, TMS, envois de sms aux clients,...).

Méthodologie, écueils à éviter et recommandations

Cet article a abordé 3 cas d'usage du Machine Learning dans la Supply Chain. Ces derniers peuvent être implémentés rapidement et produisent des résultats concrets. Cependant ce ne sont pas les seuls existants en Supply Chain. On peut citer l'utilisation de l'IA pour détecter les tendances sur les réseaux sociaux lors du développement de nouveaux produits, ou pour optimiser le réapprovisionnement de points de vente ou bien encore pour l'optimisation des déplacements de robots de picking dans les entrepôts.

Pour réussir un projet d'IA, d'une manière générale, nous recommandons une approche en 2 grandes étapes :

1 Proof of Concept

Le plus simple est de démarrer par un *Proof of Concept*, sur un périmètre restreint, pour démontrer rapidement la valeur que peut apporter l'IA et définir quels algorithmes (ou combinaisons

d'algorithmes) sont les plus pertinents par rapport au besoin et au jeu de données. Les trois exemples précédents montrent que le point clé n'est pas tant le développement des algorithmes IA mais la qualité et la quantité des données disponibles. Une équipe composée de data scientists et d'experts métiers de la Supply Chain est donc indispensable pour pouvoir d'une part vérifier la qualité des données (structure, complétude, sens métier...) et d'autre part vérifier la cohérence et la pertinence des résultats fournis par les algorithmes. Ces données pourront être enrichies au fur et à mesure, en commençant par les données internes à l'entreprise puis par des données externes.

2 Industrialisation

Dans un deuxième temps, la mise en place d'une organisation et de processus dédiés permettront de pérenniser la solution et d'élargir son périmètre d'action (cas

d'usages étendus, nouvelles données, nouveaux périmètres...). Comme en phase de PoC, cette organisation devra faire collaborer les métiers de la Supply Chain et les data scientists. Cette équipe pourra être structurée en « *features teams* » (dans un mode agile). Elle aura à la fois la charge de maintenir en condition le PoC (monitorer les données en entrée, les résultats en sortie, la bonne délivrance du service), le faire évoluer, et l'industrialiser dans une logique de passage à l'échelle.

C'est lors de cette étape d'industrialisation, que se pose la fameuse question du « *make or buy* » (développer la solution en interne ou acheter une solution de marché). Suivant les besoins métiers les solutions du marché encapsulent de plus en plus de fonctionnalités IA. Mais il est aussi possible d'utiliser des boîtes à outils (par exemple dans le Cloud) qui mettent à disposition des API vers des fonctions classiques et les socles d'exécution, et de développer ses propres algorithmes (voir encadré).

« MAKE » OR « BUY »

Comme dans tout projet informatique, deux approches sont possibles : développer ou acheter. Chacune de ces stratégies répond à des objectifs propres.



Une stratégie de développement nécessite l'implémentation et l'assemblage d'algorithmes IA, développés en Python, sur des frameworks spécialisés, ou en utilisant les services mis à disposition par les plateformes *cloud* (API, infrastructures...). Elle permet d'obtenir une solution finale personnalisée et parfaitement adaptée à ses besoins. Elle est en général choisie pour des besoins très spécifiques, dont la prise en compte permet de disposer d'un avantage concurrentiel sur son cœur de métier.



Une stratégie d'achat vise à choisir des solutions prêtes à l'emploi, dédiées à la Supply Chain et intégrant des capacités IA. Elles sont en général adaptées pour des besoins standards, identiques au sein de nombreuses entreprises et permettent de ne pas développer ou maintenir un outil spécifique.



Une stratégie hybride peut être également adoptée, via le choix de plateformes AutoML, servant d'accélérateur dans le développement des algorithmes IA et de support à leur exécution, ou en menant des phases exploratoires sur différents algorithmes avant de choisir une solution du marché.

Mais les projets d'IA ne réussissent pas tous. Et ce pour différentes raisons. On peut évoquer bien sur les raisons classiques comme la mauvaise qualité de la donnée, une gouvernance des données inefficace, des métiers et SI trop silotés, un manque de compétences en data science, une adoption défailante par les utilisateurs,...

Mais selon nous les 4 véritables écueils à éviter sont :

1 Être sur du « TechnoPush », plutôt que sur du « Business Pull l'Intelligence Artificielle » .. des solutions parfois brillantes qui arrivent au mauvais endroit au mauvais moment

2 Trop se focaliser sur le Cool side (start up, data science, foire, PoC, selfmarketing,..) mais ne pas porter l'effort sur le Dark side (data quality, engineering, architecture, RH et évolution des postes,..)

3 Défier les Datas Scientists, sans voir qu'ils sont forcément incompetents sur 90% d'un projet de valorisation de la donnée , et qu'il faut compléter leur savoir-faire par des compétences métiers / business de façon à être pleinement efficace

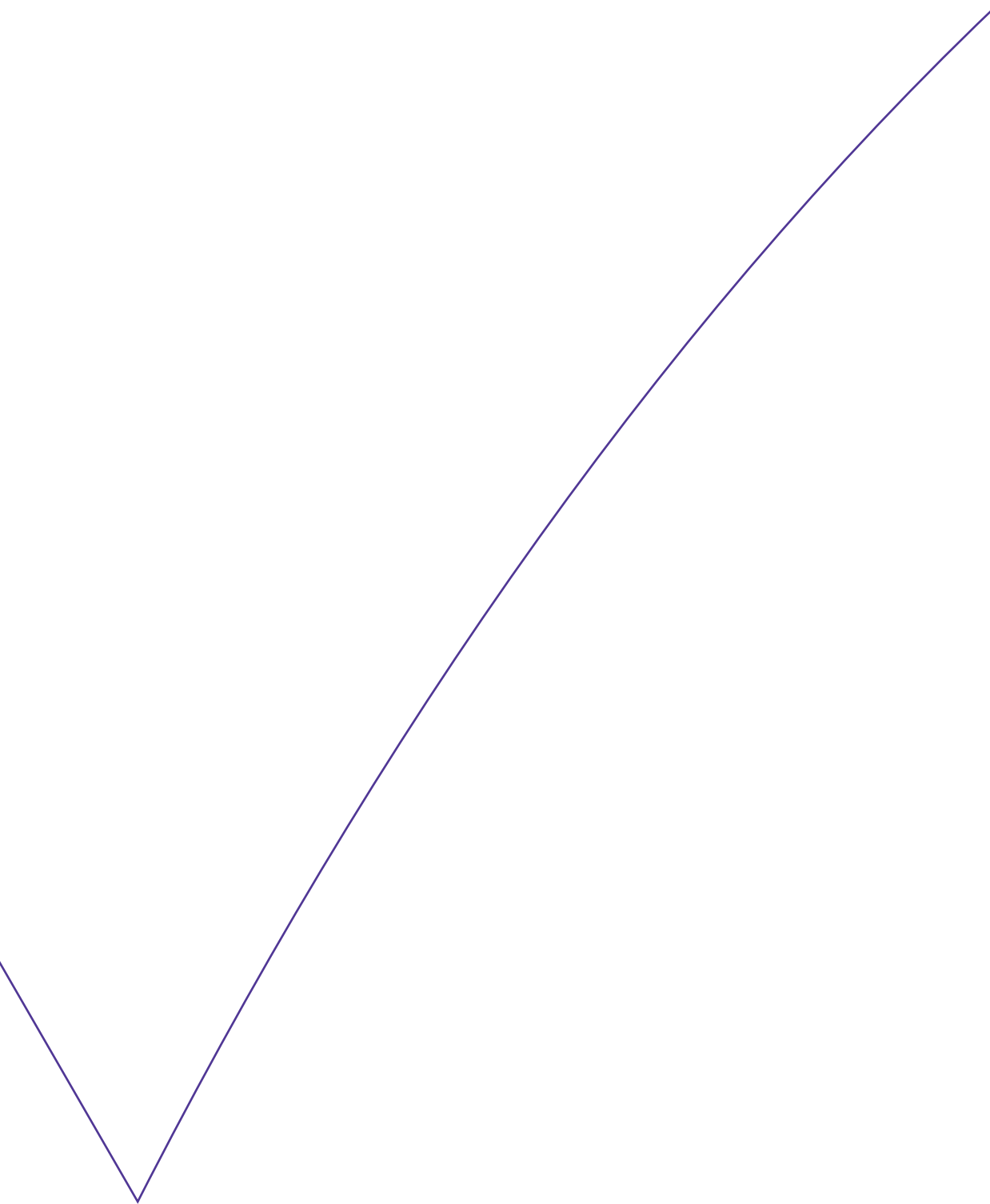
4 Raisonner hors sol, en essayant de copier le premier de la classe plutôt que de valoriser ses propres *assets*

Grâce à son *mindset* naturel orienté sur la recherche d'optimisation et d'amélioration de la performance, la Supply Chain est un terrain de jeu extrêmement favorable pour l'Intelligence Artificielle, à condition d'aborder ces projets avec beaucoup de pragmatisme, des expertises combinées et un réel enthousiasme.

The Positive Way

WAVESTONE

Wavestone offre à ses clients une large palette de savoir-faire sectoriels, fonctionnels et technologiques. Le coeur de notre proposition de valeur réside dans notre capacité à concilier sans couture et sans silo ces compétences au service de vos transformations. Nos experts Supply Chain et nos 200 spécialistes de la Data sont à votre disposition pour mener à bien vos projets.



The Positive Way

WAVESTONE

Dans un monde où savoir se transformer est la clé du succès, Wavestone s'est donné pour mission d'éclairer et guider les grandes entreprises et organisations dans leurs transformations les plus critiques avec l'ambition de les rendre positives pour toutes les parties prenantes. C'est ce que nous appelons « The Positive Way ».

Wavestone rassemble plus de 3 000 collaborateurs dans 8 pays. Il figure parmi les leaders indépendants du conseil en Europe, et constitue le 1^{er} cabinet de conseil indépendant en France.

Wavestone est coté sur Euronext à Paris et labellisé Great Place To Work®.