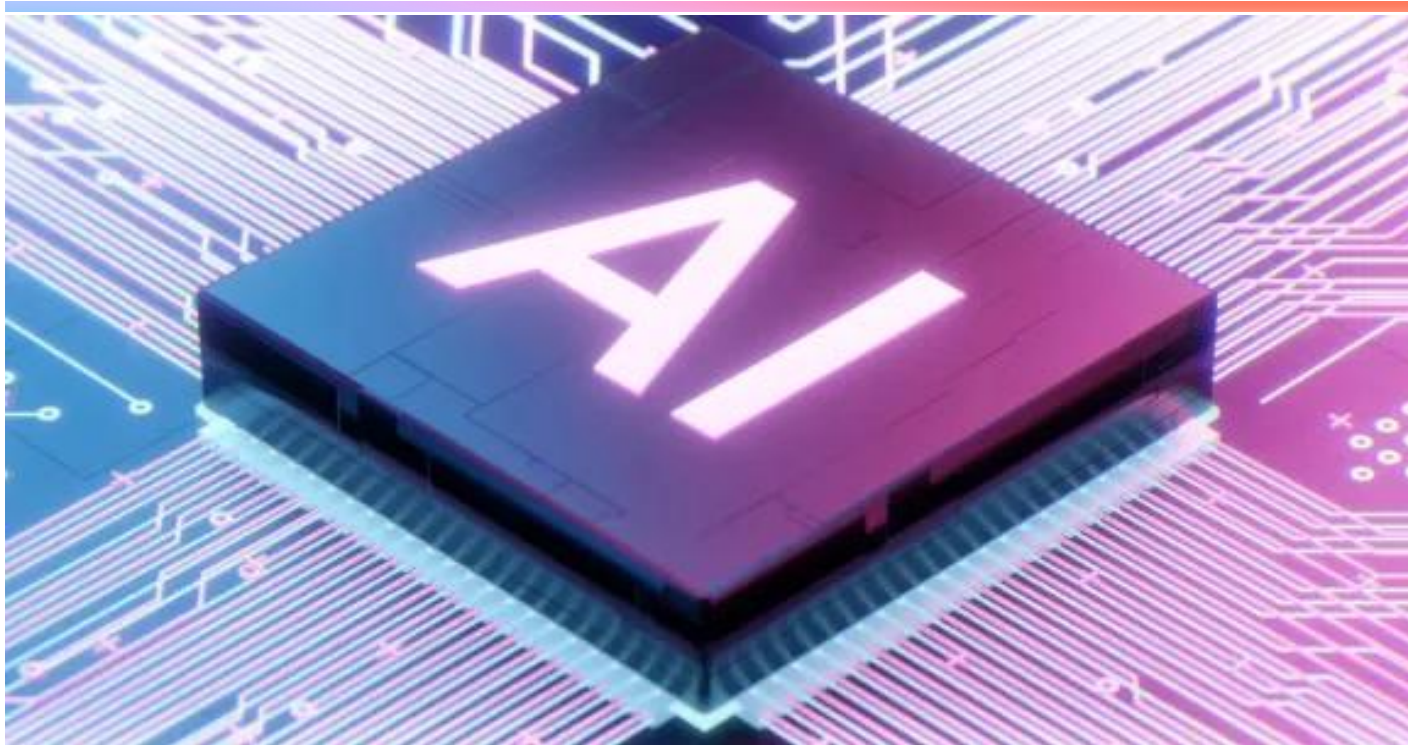




L'IA générative facilite les prévisions

23 mars 2026, 14:29

Mihail Mihaylov

Wim Codenie

Cet article fait partie d'une série en trois volets sur l'IA générative appliquée à la prévision de séries temporelles. Dans [l'article introductif](#), nous avons exploré pourquoi la prévision est difficile dans les environnements industriels. Dans ce deuxième article, nous montrons comment l'IA générative rend la prévision beaucoup plus accessible. Poursuivez avec [l'article suivant](#) pour découvrir comment ces modèles peuvent être transformés en outils opérationnels en quelques minutes.

La prévision des séries temporelles devient possible pour toute entreprise industrielle

Les entreprises manufacturières sont une mine d'or de données. Des capteurs surveillent les machines, des systèmes énergétiques suivent la consommation et des logiciels de production enregistrent les opérations en continu. Les données sont toujours plus nombreuses. Pourtant, les prévisions fiables restent rares. Par le passé, la création de modèles de prévision nécessitait une expertise spécialisée et de longs cycles de développement. L'IA générative lève aujourd'hui cette barrière et rend les prévisions beaucoup plus accessibles aux entreprises industrielles.

Le paradoxe de la prévision dans l'industrie

Bien des équipes industrielles gagneraient à prévoir ce qui va se passer. Elles souhaitent anticiper la maintenance des machines, estimer la demande énergétique future et planifier plus précisément la capacité de production. Ces tâches semblent simples. Leur exécution ne l'est pas.

Par le passé, la création de modèles de prévision nécessitait une expertise et du temps. En effet, les ingénieurs doivent sélectionner des algorithmes, concevoir des variables d'entrée, entraîner des modèles et valider les résultats avant qu'un modèle ne devienne fiable.

Pour de nombreuses entreprises, cet effort est difficile à justifier. Cela crée un paradoxe : les organisations qui tireraient le plus de valeur de ces prévisions sont souvent les moins équipées pour les mettre en œuvre. L'IA générative change peu à peu la donne.

Pourquoi les prévisions classiques sont-elles si coûteuses??

Pour comprendre l'impact de l'IA générative, il est utile d'examiner le fonctionnement **classique** des prévisions. Le développement d'un modèle de prévision implique **plusieurs étapes techniques**. Chaque étape nécessite expertise, expérimentation et itération.

Les ingénieurs doivent d'abord sélectionner un algorithme adapté. Les options vont des modèles statistiques classiques aux approches modernes de machine learning comme le gradient boosting.

L'étape suivante est l'ingénierie des variables. Les données industrielles brutes ne peuvent généralement pas être alimenter directement le modèle. Les ingénieurs doivent transformer les mesures en signaux pertinents que le modèle peut interpréter.

Viennent ensuite l'entraînement du modèle et l'ajustement des paramètres. Les modèles sont évalués, ajustés et testés à nouveau jusqu'à atteindre les performances requises.

Ce processus **prend souvent des semaines, voire des mois**. Il nécessite également des ingénieurs expérimentés en machine learning, capables de comprendre les techniques de modélisation et le contexte industriel.

Par conséquent, seules les organisations disposant **d'équipes dédiées à la data science** peuvent faire ce type de prévisions. Les petites entreprises sont souvent confrontées à des choix difficiles. Elles s'appuient sur des modèles de régression basiques, externalisent les tâches de prévision ou avancent à l'aveugle.

Une nouvelle approche?: les modèles de fondation de séries temporelles

Chez Sirris, nous avons exploré une approche différente basée sur des modèles de fondation de séries temporelles. Ces modèles représentent une nouvelle catégorie d'IA générative conçue spécifiquement pour **les tâches de prévision**.

Le concept est simple. Un **modèle pré-entraîné** est téléchargé depuis un dépôt open-source. Des données historiques de séries temporelles sont fournies en entrée. Le modèle **génère ensuite immédiatement des prévisions**. Aucun entraînement du modèle n'est requis. L'ingénierie des

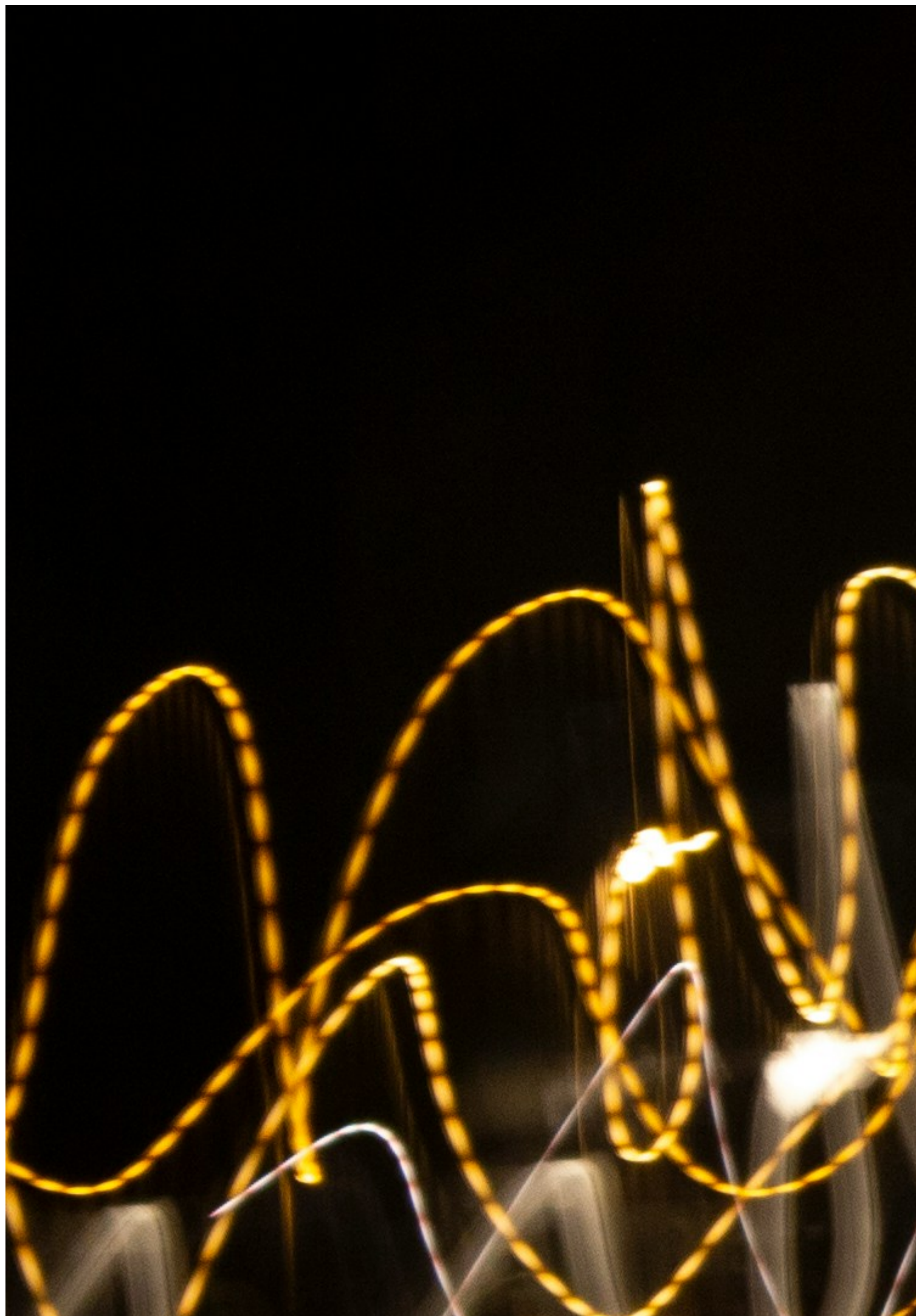
variables devient largement inutile et le besoin d'ajustements disparaît.

Cette approche s'apparente à la manière dont les grands modèles de langage génèrent du texte. Un modèle de langage peut produire des phrases cohérentes sans être entraîné sur un sujet spécifique, car il a appris des schémas linguistiques généraux lors d'un pré-entraînement à grande échelle.

Les modèles de fondation de séries temporelles reposent sur le même principe. Lors du pré-entraînement, ils apprennent des schémas courants dans les données de séries temporelles, notamment les tendances, les comportements saisonniers et les cycles récurrents.

Une fois entraîné, le modèle peut **analyser des jeux de données entièrement nouveaux**, immédiatement et sans configuration préalable.

L'atout pratique est tangible. Des tâches de prévision qui nécessitaient auparavant des spécialistes et plusieurs semaines de développement peuvent désormais être **mises en œuvre en quelques heures**.



Tests sur le terrain

Chez Sirris, nous avons évalué cette approche en reproduisant des expériences de référence issues de la littérature scientifique. Nous avons comparé les résultats à ceux de modèles de prévision traditionnels finement optimisés.

Les modèles de fondation ont obtenu des performances comparables à celles de solutions de prévision de niveau industriel et, dans plusieurs cas, des résultats supérieurs, malgré l'absence d'entraînement. Ces résultats montrent que l'IA générative peut offrir une précision fiable tout en réduisant considérablement les efforts nécessaires pour exploiter les données.

Retours du secteur

Les retours du secteur ont confirmé l'intérêt pratique de cette approche. Une grande entreprise énergétique européenne déclare gérer des centaines de projets de prévision. Ses nombreuses équipes s'appuient sur **des modèles de régression simples**, car des solutions plus avancées sont trop coûteuses à développer de manière répétée. L'entreprise voit en les modèles de fondation de séries temporelles un grand potentiel, car ils sont **plus faciles à déployer** et offrent de **meilleures performances prédictives**. Le déploiement est un autre grand avantage.

Ces modèles fonctionnent entièrement en local, même sur un ordinateur portable standard, ce qui signifie que les données industrielles sensibles ne quittent jamais l'organisation.

Comprendre les limites

Les modèles de prévision basés sur l'IA générative présentent également des limites. Le principal défi concerne **l'explicabilité**. Les modèles traditionnels de machine learning permettent souvent d'identifier les variables qui influencent une prédiction. Les modèles de fondation se comportent davantage comme des boîtes noires.

Ils fournissent des prévisions précises, mais offrent peu de visibilité sur leur raisonnement. Pour de nombreuses applications opérationnelles, cela ne pose guère de souci. Cependant, certaines décisions doivent être étayées. Dans ces cas, les entreprises peuvent combiner les prévisions issues de l'IA générative avec des modèles de machine learning plus interprétables.

Ce que cela signifie pour les entreprises industrielles

L'impact principal de l'IA générative est économique, et non purement technique. Les modèles de prévision ne nécessitent plus d'investissements importants en expertise et développement. Lorsque le coût de déploiement d'une base de prévision devient faible, de nombreux nouveaux cas d'usage deviennent viables. Les entreprises industrielles peuvent prévoir des dizaines, voire des centaines de flux de données à travers leurs opérations.

Les tendances sont détectées plus tôt et de nouvelles opportunités d'optimisation émergent. Ce changement permet également de développer de nouveaux services numériques, tels que la prévision de la demande, la prévision des prix et la maintenance prédictive.

De l'analyse à l'action

De nombreuses entreprises perçoivent le potentiel de la prévision basée sur l'IA générative, mais ne savent pas par où commencer. Sirris accompagne les organisations au travers d'ateliers et de sessions pratiques autour de cette technologie et de ses applications. Pour les entreprises souhaitant aller plus loin, Sirris propose également un accompagnement par projet afin de mettre en œuvre des solutions de prévision basées sur l'IA générative dans des environnements industriels réels.

Découvrez l'ensemble de la série

Cet article fait partie d'une série en trois volets sur l'IA générative appliquée à la prévision de séries temporelles :

Intro : [Vos opérations génèrent des données. Les utilisez-vous déjà pour faire des prévisions ?](#)

Article 1 : L'IA générative rend la prévision accessible

Article 2 : [Du prompt au prototype en 7 minutes](#)

Découvrez-le vous-même en 3 heures

Participez à la masterclass Sirris sur la prévision de séries temporelles avec la GenAI. Aucun codage requis. Aucune expérience préalable en ML n'est nécessaire.

Vous repartirez avec une approche pratique étape par étape que vous pourrez appliquer directement à vos propres données. Presque gratuit pour les entreprises flamandes grâce à la subvention VLAIO.

[Inscrivez-vous à la masterclass](#)

Auteurs

Profile picture for user mihail.mihaylov@sirris..

Mihail Mihaylov



Wim Codenie