

# L'IA au Cœur des processus métiers

Cas d'usage en gestion des sinistres



**Mansour SOW**  
*Leader Manager - CEGC*



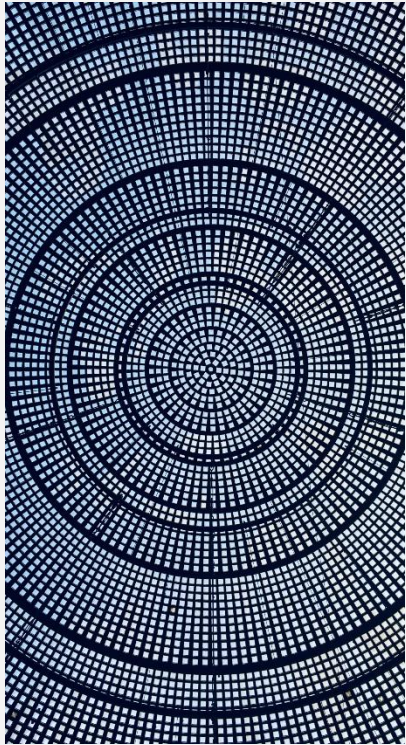
**Loup ORTIZ**  
*Senior consultant - MILLIMAN*



**Adel CHERCHALI**  
*Senior consultant - MILLIMAN*

# Le développement de l'IA au service des processus d'assurance

Des solutions analytiques et innovantes sur différentes étapes de la chaîne de valeur



## Marketing et Communication

- Efficacité commerciale de la distribution et développement de produits
- Ciblage et Valeur client, analyse comportementale, analyse de la performance des distributeurs
- Accélération du processus de souscription : images, emails, données de centres d'appels

## Tarifification et Souscription

- Sophistication de la tarification
- Rationalisation du processus de calcul de la prime pure
- Simplification de la souscription, sélection et scoring du risque
- Exploitation de sources de données externes

## Modélisation des risques

- Développement de méthodologies analytiques et mathématiques avancées : pandémie, cyber, climatiques
- Hypothèses et risques actuariels et financiers (risques biométriques & comportementaux, sinistralité, scénarios économiques...)

## Analyse des sinistres

- Optimisation du processus de gestion des sinistres (traitements des emails, reconnaissance d'images)
- Détection de fraude
- Analyse des bases sinistres et modèles prédictifs (yc données textuelles)

## Smart Reporting et Data Viz

- Production automatisée de rapports narratifs des processus actuariels
- Agents conversationnels, suivis de KPI
- Qualité des données (détection d'anomalies et mesures correctrices)
- Smart reporting (visualisation)

# Sommaire

- **Problématique** : l'indemnisation en assurance crédit, un processus complexe
- **Technologies** : CNN, Vision Transformer et LLM
- **Applications & Résultats**

# Problématique : l'indemnisation, un processus complexe

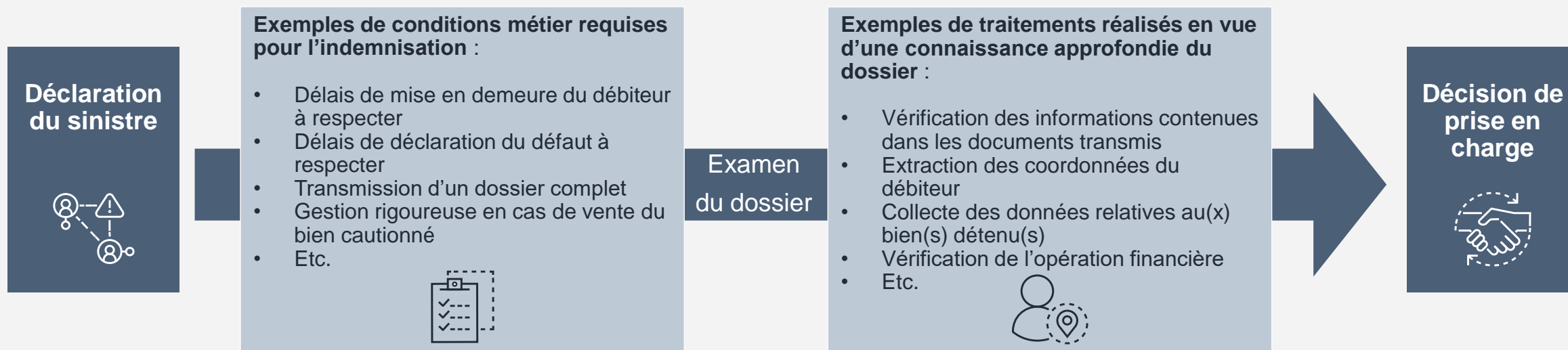
# L'indemnisation en Assurance Crédit Caution : un processus complexe

L'indemnisation est un processus central dans la relation établie entre un assureur et ses clients ou partenaires

La **gestion des sinistres** en assurance crédit caution est un **processus complexe**, de la déclaration de la déchéance du terme jusqu'à l'indemnisation proprement dite. Un **contrat cadre** établi entre les filiales bancaires et l'organisme de caution en fixe les termes.

L'équipe métier de gestionnaires sinistres est en charge de l'instruction des dossiers et est confrontée

- A des **enjeux de performance** : la bonne instruction des dossiers conditionne le recouvrement futur
- A une **forte contrainte temporelle** : les délais d'indemnisation et de prise en charge sont définis par l'accord cadre



# Lecture automatique de documents PDF

La diversité du corpus documentaire

## Courrier de mise en demeure

*Date, nombre d'impayés, CRD...*



## Bulletin de salaire

*Coordonnées, Revenus*



## Tableau d'amortissement

*Taux d'intérêt, mensualités*

Mois	Montant	Capital	Intérêt	Amortissement	Reste à payer
1	11 700 €	9 520 €	2 180 €	0 €	141 800 €
2	11 700 €	9 720 €	2 000 €	0 €	132 740 €
3	11 700 €	9 930 €	1 770 €	0 €	123 810 €
4	11 700 €	10 150 €	1 500 €	0 €	115 020 €
5	11 700 €	10 380 €	1 320 €	0 €	106 384 €
6	11 700 €	10 620 €	1 130 €	0 €	97 907 €
7	11 700 €	10 870 €	930 €	0 €	89 510 €
8	11 700 €	11 130 €	730 €	0 €	81 160 €
9	11 700 €	11 400 €	530 €	0 €	72 907 €
10	11 700 €	11 680 €	330 €	0 €	64 784 €
11	11 700 €	11 970 €	130 €	0 €	56 767 €
12	11 700 €	12 270 €	300 €	0 €	48 860 €
13	11 700 €	12 580 €	400 €	0 €	41 060 €
14	11 700 €	12 900 €	480 €	0 €	33 360 €
15	11 700 €	13 230 €	540 €	0 €	25 760 €

## Relevés de compte bancaire

*Mensualité, transaction remarquable*



## Relevés d'imposition

*Date, adresse, montants*



## Documents d'identité

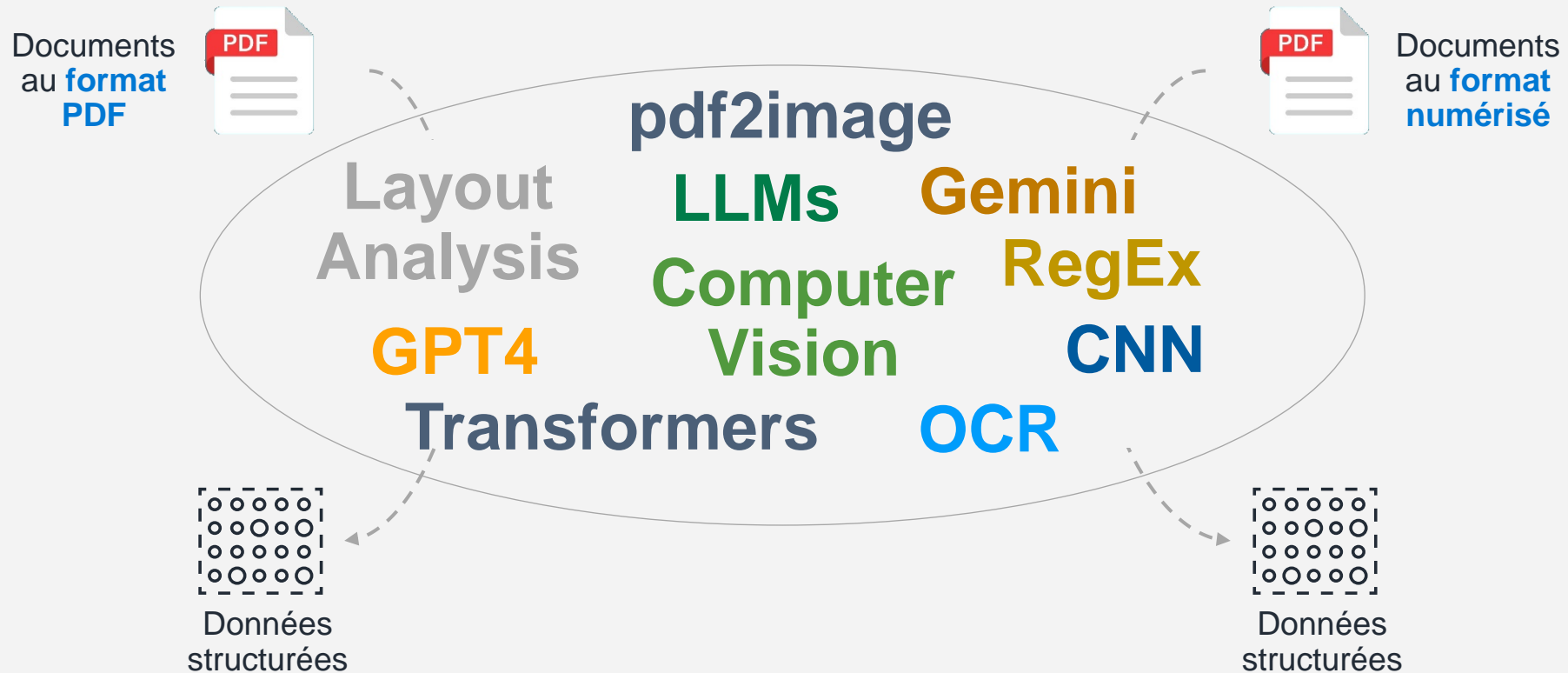
*Nom, prénom, date d'établissement...*



# Lecture automatique de documents PDF

La multiplicité des technologies

La prise de décision d'indemnisation résulte de l'examen rigoureux et approfondi du dossier de **demande de prise** en charge transmis par l'établissement bancaire constitué d'une **multitude de documents PDF aux caractéristiques spécifiques**.



# Technologies : CNN, Vision Transformer et LLM



# Vision Large Language Model (VLLM)

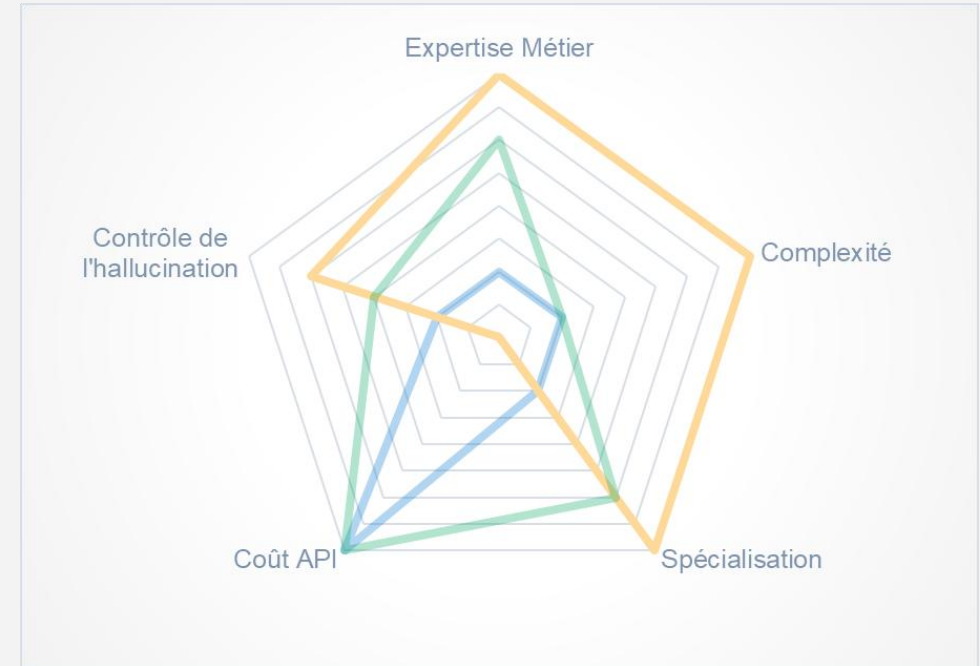
## Les stratégies d'adaptation des LLM aux tâches spécifiques

La plupart des **modèles pré-entraînés** sont calibrés sur un ensemble d'informations qui ne sont pas spécifiques à un domaine en particulier :

- Obtention de réponses « générales » reflétant une incapacité à identifier un ou plusieurs documents sources qui fondent la réponse
- Performance perçue comme limitée par un utilisateur expert de son domaine

Pour répondre à ces problématiques, on identifie deux stratégies principales :

- **Approche 1 : Fine-tuning d'un modèle de vision spécialisé sur une tâche spécifique** → Continuer l'entraînement du modèle sous-jacent pour aboutir à un modèle très spécialisé sur une tâche spécifique (exemple: détection d'objets) **Offre plus de contrôle et de personnalisation, mais nécessite plus de ressources et de temps de développement.**
- **Approche 2 : Prompt Engineering & utilisation d'un modèle pré-entraîné :** GPT4-vision, Google Cloud Vision API et autres alternatives open source offrent une compréhension générale du contenu visuel et linguistique. **Nécessite moins de ressources initiales, mais peut entraîner des coûts continus et moins de flexibilité sur des tâches spécifiques.**



# Reconnaissance d'image

## Algorithme CNN

### Prédiction d'objets via Convolutional Neural Network (CNN)

- L'architecture des **réseaux neuronaux convolutifs profonds** est utilisée pour extraire des caractéristiques d'une image, qu'il transmet à une couche de détection afin de prédire si un objet appartient à l'image
- L'algorithme prédit des boxes autour de **l'objet avec un score de confiance**.

L'algorithme procède comme suit :

- **Réduction du problème** : l'image est divisée en une grille de  $(S \times S)$  cellules. Si le centre d'un objet se trouve dans une cellule de la grille, cette cellule est responsable de détecter cet objet.
- **Bounding Boxes** : chaque cellule de la grille prédit des bounding boxes et des scores de confiance pour ces boxes comme suit

$$\text{Confidence} = \mathbb{P}(\text{Object}) \times \text{IOU}$$

avec *IOU* la métrique « intersection over union » entre la boxe prédite par l'algorithme et la vraie boxe annotée par un humain :

$$\text{IOU} = \frac{\text{area of overlap}}{\text{area of union}}$$

- **Prédiction des classes** : chaque cellule prédit la probabilité de classe de l'objet (un vecteur de scores dont la longueur est égale au nombre de classes).

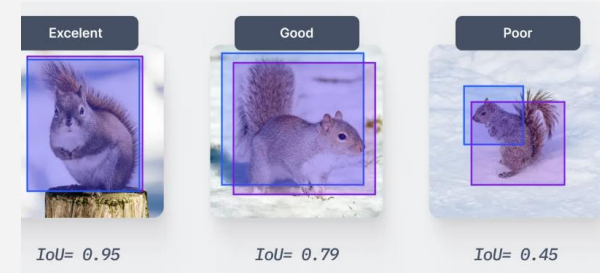


Figure : IOU score

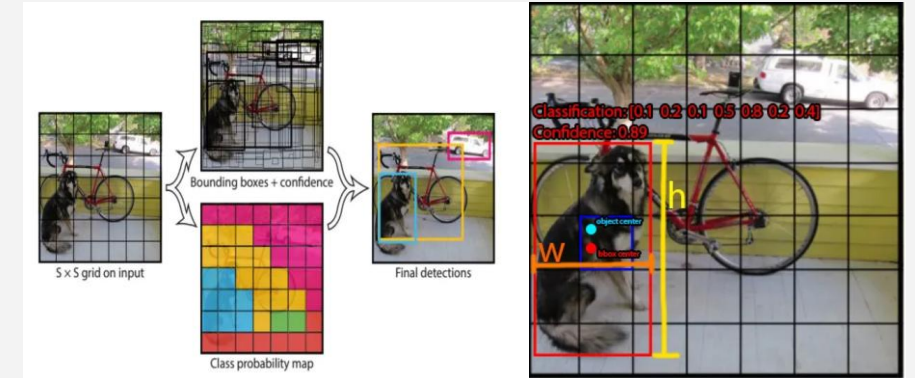


Figure : Processus d'entraînement  
(source: Redmon et al. 2016)

# Extraction de texte

Algorithme de Vision Transformer (1/2)

## Algorithme Vision Transformer

1. Conversion du fichier PDF en **image**
2. Tokenization de l'image (**découpage de l'image en blocs**)
3. Conservation de la trace de la position des blocs pour maintenir la structure hiérarchique logique de l'image
4. Exploitation du **mécanisme d'attention** pour récupérer la partie la plus importante de la structure de l'image et utiliser les poids du réseau neuronal comme embeddings. Les embeddings résument la structure de l'image (**image encodée**)
5. Passage au **décodeur** qui génère séquentiellement le texte basé sur l'image encodée

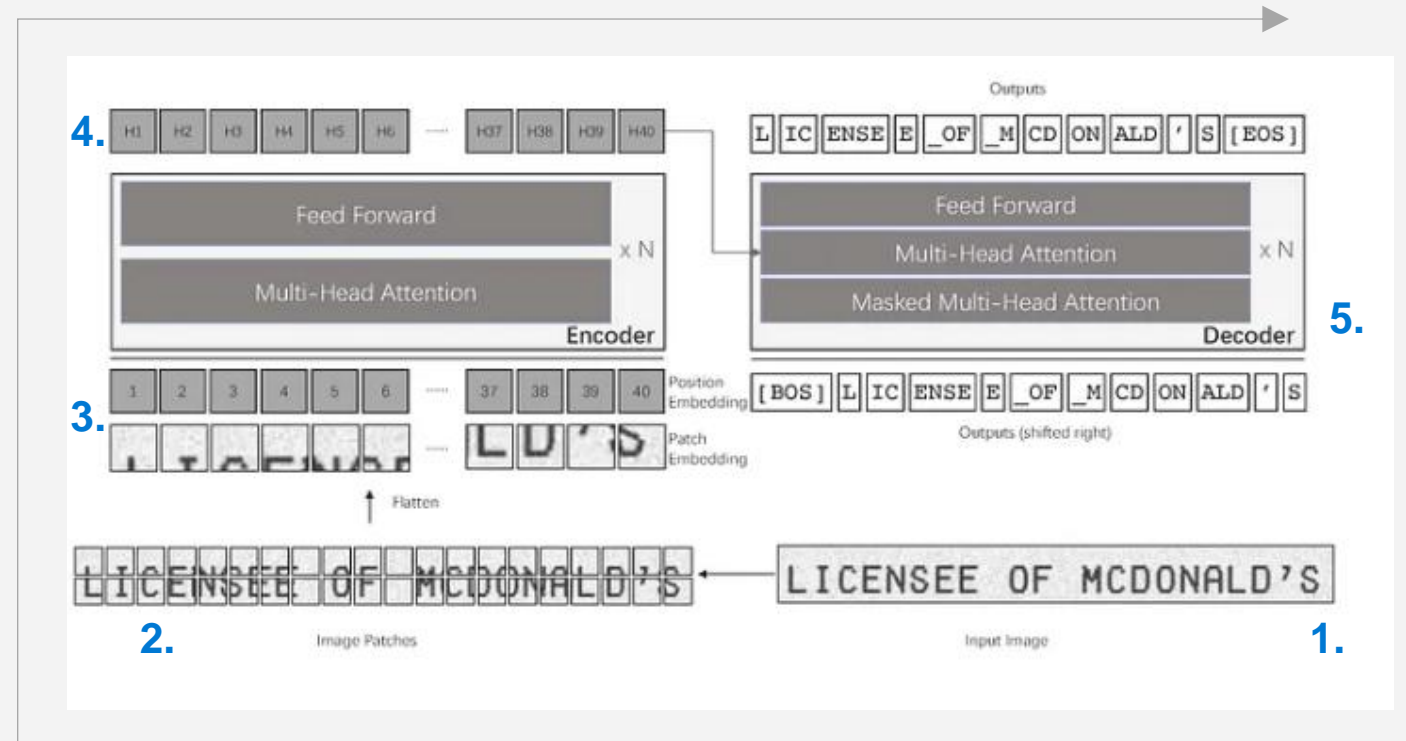


Figure : Processus d'entraînement  
(source: Li et al. 2022 )

# Extraction de texte

## Algorithme de Vision Transformer (2/2)

### Entraînement

- Le modèle est entraîné sur des **millions de documents PDF** comportant des formules mathématiques, du texte, des graphiques et des tableaux
- Le jeu de données est augmenté en utilisant plusieurs techniques d'**augmentation de données** pour le rendre robuste aux PDF scannés par exemple.

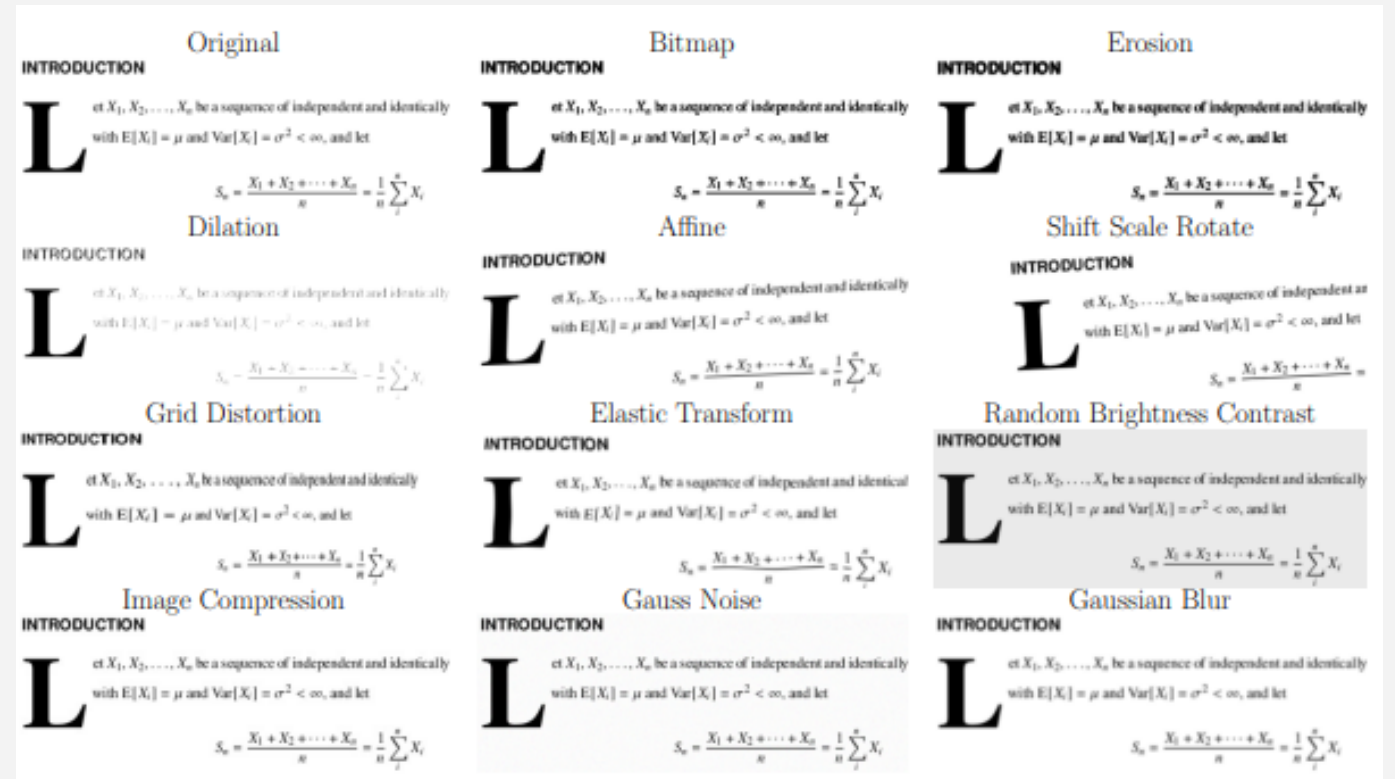


Figure : Processus d'entraînement  
(source: Blecher et al. 2023)

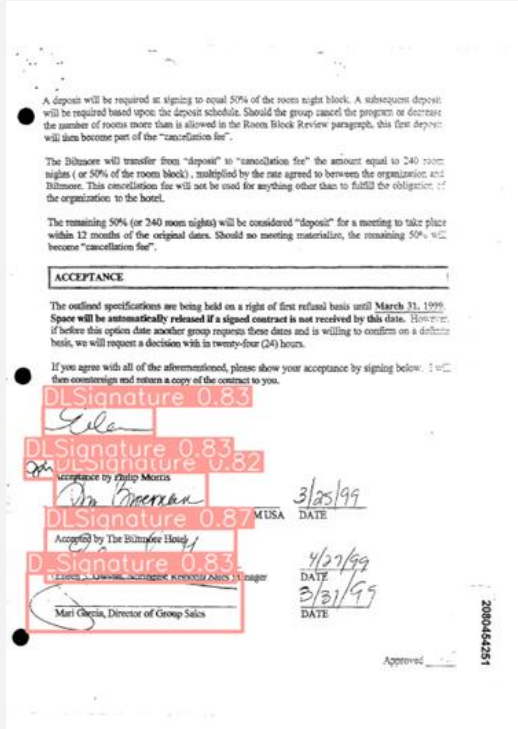


# Applications & Résultats

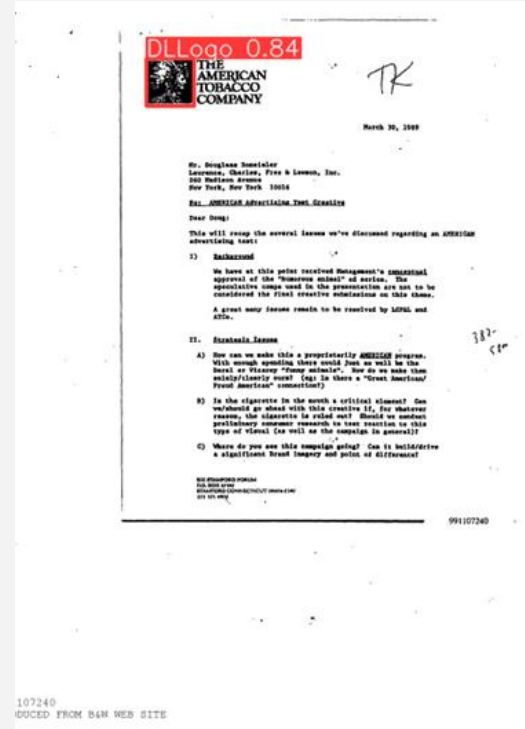
# Cas d'usage n°1 : détection de signatures

Approche 1 : Réseaux de neurones convolutionnels pour la détection d'objet

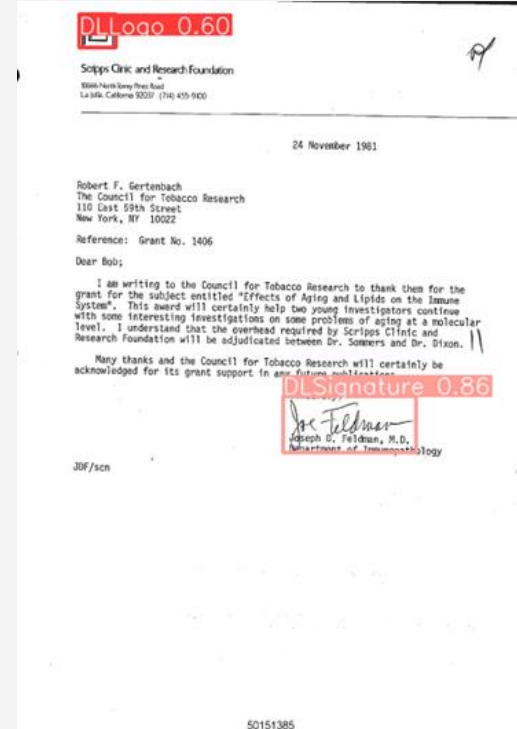
Calibrage des hyperparamètres d'une version pré-entraînée d'algorithmes de deep learning afin de spécialiser le modèle pour la détection de signatures



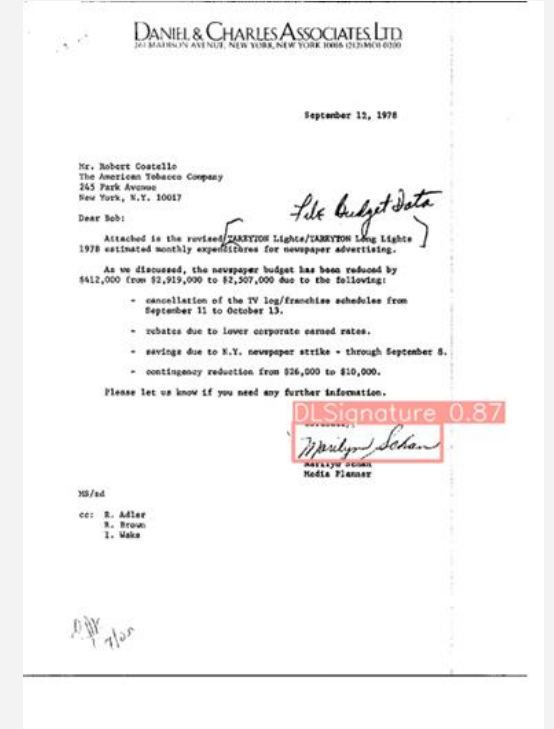
Détection de plusieurs signatures sur une même page



Détection du logo de l'entreprise ; absence de signature



Détection d'une signature et du logo de l'entreprise



Détection d'une signature et annotation manuscrite qui n'est pas une signature

# Cas d'usage n°1 : détection de signatures

## Approche 2 : LLM multimodal

Exploitation des **modèles de LLM multimodaux** tels que GPT4 – Vision capables de fournir une **description de documents numérisés**.

Les images sont traitées automatiquement par le biais du **prompt** ci-dessous à l'aide d'une API. La réponse est formatée en fichier json avec des champs tels que la description de l'image et le numéro de signature pour **automatiser le processus de vérification**.

### Requête utilisateur



«

Étant donnée l'image jointe, fournissez les informations suivantes :

- Une description de l'image : en particulier, indiquez si l'image contient une signature
- Le numéro de la signature dans l'image

»

### Réponse de GPT4-Vision

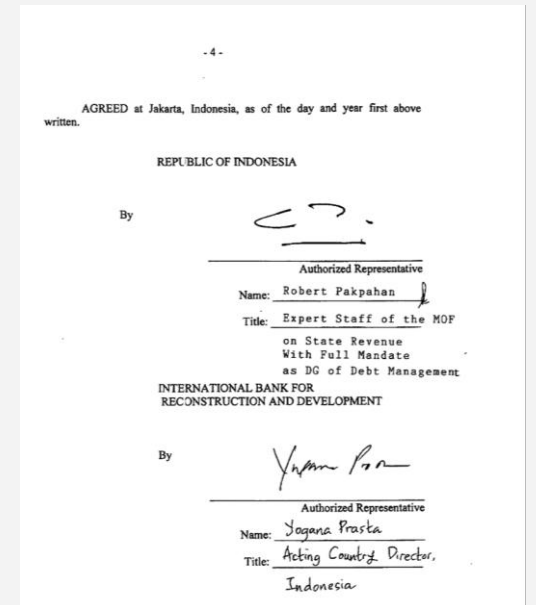


«

L'image montre un document avec du texte et **deux signatures**.

**La première signature** est apposée sous le titre "REPUBLIQUE D'INDONESIE" et **la seconde** sous le titre "BANQUE INTERNATIONALE POUR LA RECONSTRUCTION ET LE DEVELOPPEMENT".

»



Input (document numérisé)



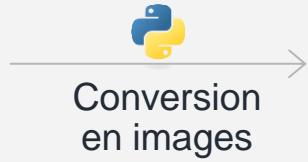
# Cas d'usage n°2 : traitement de la pièce d'identité

Pipeline sur mesure vs LLM multimodal

INPUT



*n-page PDF files*



Conversion  
en images



Liste d'images

Algorithme de  
détection d'objet



Liste d'images  
recto/verso de CNI



Modèle de reconnaissance  
optique de caractères (OCR)



Liste de chaînes  
de caractères



Retraitement  
RegEx

Nom : DURAND  
Prénom : ANTOINE PAUL  
Naissance : 01/01/1960  
Délivrance: 01/01/2012  
Expiration: 01/01/2022

*Données extraites*

OUTPUT



*n-page PDF files*

LLM  
multimodal



- Nom : DURAND
- Prénom : ANTOINE PAUL
- Naissance : 01/01/1960
- Délivrance: 01/01/2012
- Expiration: 01/01/2022

*Données extraites*

# Résultats et KPIs

Un choix technologique au service du processus métier

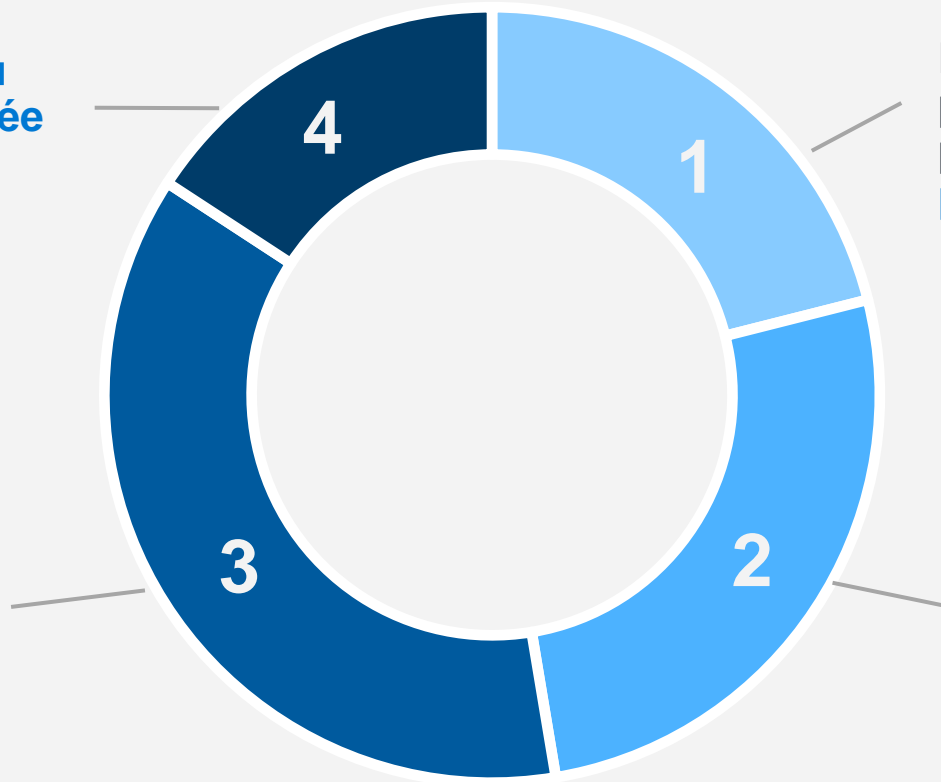
	Pipeline sur mesure – Fine Tuning		LLM multimodal	
			Usage général	Usage OCR spécifique
<b>Précision</b>	++	Précision et robustesse d'un modèle entraîné à la réalisation d'une tâche spécifique	+	++
<b>Hallucination</b>	+	Score de confiance associé à la prédiction du modèle	++	+
<b>Ressources hardware</b>	<b>GPU/RAM</b>		<b>Appel API</b>	
<b>Coûts de développements</b>	€€	Labellisation des données, conception, calibrage, suivi de la performance et monitoring	€	Prompt engineering
<b>Coûts d'utilisation</b>	-		€€	Coût proportionnel à l'utilisation avec incertitude future (inflation, nouveaux modèles...)

# La réussite du projet : du diagnostic initial à l'adoption métier

Répartition des efforts pour la réussite du projet

L'adoption de la solution par les métiers repose sur une **conduite du changement progressive et adaptée**

La **conception de la solution** nécessite une **étroite collaboration** entre les gestionnaires de sinistres, les data scientists et la direction des systèmes informatiques pour un **déploiement optimal**



La **compréhension approfondie** du processus métier est indispensable pour poser le **bon diagnostic** et **prioriser les tâches à automatiser**

L'utilisation des **technologies adéquates** pour l'automatisation de chaque opération métier est nécessaire pour aboutir à la **réussite du PoC**



# Merci

**Mansour SOW**

[mansour.sow@c-garanties.com](mailto:mansour.sow@c-garanties.com)

**Loup ORTIZ**

[loup.ortiz@milliman.com](mailto:loup.ortiz@milliman.com)

**Adel CHERCHALI**

[adel.cherchali@milliman.com](mailto:adel.cherchali@milliman.com)