

# Abstract

In the evolving landscape of modern marketing, digital advertising has emerged as a pivotal component, enabling businesses to expand their reach to larger, more diverse audiences with unprecedented precision. Digital advertising platforms offer advantages such as controllable costs, accurate audience targeting, and measurable feedback. However, the escalating complexity of digital advertising ecosystems poses significant challenges in optimizing the performance of advertising campaigns. Traditional methodologies, heavily reliant on human expertise, are increasingly inadequate in addressing the multifaceted nature of these digital environments. Consequently, there is a growing dependence on algorithmic solutions and artificial intelligence (AI) to navigate this complexity and enhance campaign outcomes.

Current works predominantly focus on post-launch campaign optimization, such as key performance indicator (KPI) and cost forecasting to optimize real-time bidding (RTB) agents which aim to refine budget allocation and maximize the effectiveness of ongoing campaigns. Despite the achieved progress, the effectiveness of these methods depends on the accurate configuration of advertising campaigns, specifically in terms of targeting the appropriate audiences with the correct parameters. A task that we call Advertising Strategy Design.

Unfortunately, due to the inherent scale and complexity of the task, there is a noticeable gap in pre-launch campaign optimization process. Advertising strategy design still relies heavily on human expertise, which often leads to sub-optimal targeting and decision-

making. This affects the overall campaign performance, underscoring a potential area of improvement.

This thesis aims at leveraging artificial intelligence methods for the configuration and optimization of digital advertising campaigns. For this purpose, we integrate deep learning approaches in the initial phases of campaign planning in the task of advertising strategy design. In this thesis, we first contribute a novel framework and generative neural network model which leverages the attention mechanism through transformers to contextually generate optimal advertising strategies while avoiding combinatorial explosion. We evaluate our results on a public dataset iPinYou as well as the company’s private dataset by measuring the closeness of the generated strategies to the datasets (using Cosine and Hamming distances) as well as their estimated KPI performance. In the absence of directly comparable methods, we benchmarked our results against prominent methods from other fields, adapted for this specific task. We further refined our approach by enhancing the generative diversity, improving robustness against mode collapse—a condition where the model tends toward generating a limited range of outputs—and introducing an inference-time exploration mode employing vector quantization techniques and learned metrics. An improved evaluation protocol for our framework was also developed. We finally propose a novel token-driven methodology for flexible generative control in transformer-based models. This method includes a suggestive input mechanism that allows the model to take user preferences into account while maintaining the freedom to deviate from them if they do not lead to optimal outcomes, treating these inputs as guiding suggestions rather than strict rules. Extensive experiments were conducted to assess the effectiveness of our approach, which yielded outstanding results and confirmed its applicability across various domains utilizing transformer models.

# Résumé

Avec l'évolution du marketing moderne, la publicité numérique est apparue comme un composant central, permettant aux entreprises d'étendre leur portée à des audiences plus larges et plus diversifiées avec une précision sans précédent. Les plateformes de publicité numérique offrent des avantages tels que des coûts contrôlables, un ciblage d'audience précis et la mesurabilité des performances. Cependant, la complexité croissante des écosystèmes de publicité numérique pose des défis significatifs dans l'optimisation des campagnes publicitaires. Les méthodologies traditionnelles, fortement dépendantes de l'expertise humaine, sont de plus en plus inadéquates pour aborder la nature complexe de ces environnements numériques. Par conséquent, il y a une dépendance croissante aux solutions algorithmiques et à l'intelligence artificielle (IA) pour naviguer cette complexité et améliorer les résultats des campagnes.

Les travaux actuels se concentrent principalement sur l'optimisation des campagnes après leur lancement, telles que la prévision des indicateurs clés de performance (KPI) et des coûts pour optimiser les agents de bidding en temps réel (RTB) qui visent à affiner l'allocation budgétaire et maximiser l'efficacité des campagnes en cours. Malgré les progrès réalisés, l'efficacité de ces méthodes dépend de la bonne configuration préalable des campagnes publicitaires, spécifiquement en termes de ciblage d'audiences et un bon paramétrage. Une tâche que nous appelons Conception de Stratégie Publicitaire.

Malheureusement, en raison de l'échelle et de la complexité inhérentes à la tâche, il y a un manque considérable dans l'optimisation des campagnes avant leur lancement. La

conception de stratégie publicitaire repose encore fortement sur de l'expertise humaine, ce qui conduit souvent à un ciblage sous-optimal, et dégrade la prise de décision ainsi que la performance globale de la campagne, soulignant un domaine potentiel d'amélioration.

Cette thèse vise à exploiter les méthodes d'intelligence artificielle pour la configuration et l'optimisation des campagnes publicitaires numériques. À cette fin, nous intégrons des approches d'apprentissage profond dans les phases initiales de planification de la campagne dans la tâche de conception de stratégie publicitaire. Dans cette thèse, nous contribuons d'abord un système novateur et un modèle de réseau de neurones génératif qui exploite le mécanisme d'attention des transformers pour contextuellement générer des stratégies publicitaires optimales tout en évitant l'explosion combinatoire. Nous évaluons nos résultats sur un ensemble de données public iPinYou ainsi que sur les données de l'entreprise en mesurant la proximité des stratégies générées avec les ensembles de données (Distance Cosinus et Hamming) ainsi que leur performance KPI estimée. En l'absence de méthodes directement comparables, nous avons comparé nos résultats à des méthodes principales d'autres domaines, adaptées à cette tâche spécifique. Nous affinons ensuite notre contribution, en améliorant la diversité générative, en améliorant la robustesse contre le mode-collapse — une condition où le modèle tend à générer une gamme limitée de sorties — et en introduisant un mode exploratoire au moment de l'inférence via des techniques de quantification vectorielle et l'apprentissage de métriques. Nous proposons également un protocole d'évaluation amélioré pour notre système. Nous proposons finalement une méthodologie novatrice axée sur des tokens de signalisation pour le contrôle génératif flexible dans les modèles basés sur les transformers qui prends en entrée des signaux suggestifs, ce qui permet à notre modèle de considérer les préférences utilisateur tout en conservant l'autonomie de s'en écarter si elles ne produisent pas de résultats optimaux, les intégrant dans le processus génératif comme des paramètres suggestifs plutôt que des directives strictes. Des expériences étendues ont été menées pour évaluer l'efficacité de notre approche, qui a produit des résultats exceptionnels et confirmé son applicabilité dans divers domaines utilisant des modèles de transformateurs.