U.PORTO

MESTRADO
ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS

Criação de agentes de trading e gestão de portefólio baseados em Large Language Models

Armando Miguel Nicolau Moreno

M

2026



FEP FACULDADE DE **ECONOMIA E GESTÃO**

U.PORTO
FEP FACULDADE DE ECONOMIA E GESTÃO UNIVERSIDADE DO PORTO

Criação de agentes de trading e gestão de portefólio baseados em Large Language Models

Armando Miguel Nicolau Moreno

Dissertação
Mestrado em Economia e Administração de Empresas

Orientado por
Pedro Campos
Paula Raissa

2026

Agradecimentos

Quero agradecer a todas as pessoas que estiveram comigo durante o meu percurso académico.

Aos meus pais, que durante todos estes anos sempre insistiram e tornaram prioritária a minha educação.

À minha família, que sempre me apoiou e motivou em todos os momentos.

Aos meus amigos, que tornaram esta viagem bem mais divertida.

Ao meu orientador, o Professor Pedro Campos, e à minha coorientadora, Paula Raissa, que ao longo destes meses me acompanharam e tornaram possível a realização deste trabalho.

A todos vós, um grande obrigado!

Armando Miguel Nicolau Moreno

Resumo

A presente dissertação desenvolve e avalia um sistema de aconselhamento financeiro baseado num modelo de linguagem de grande dimensão (LLM), analisando de que forma diferentes regimes de organização e partilha de informação influenciam a qualidade das recomendações de carteira. O contributo central do trabalho está na comparação entre três regimes de aprendizagem - local, centralizado e federado - aplicados a mercados domésticos distintos, com foco nas suas implicações para a tomada de decisão financeira.

A metodologia combina o modelo open-weight Mistral-7B-Instruct-v0.2 com uma simulação baseada em agentes. Cada agente representa um investidor individual, caracterizado por país, perfil de risco e composição da carteira. Foram considerados quatro mercados europeus - Portugal, Espanha, França e Alemanha - e três perfis de investidor: conservador, moderado e agressivo. Em cada momento da simulação, o modelo gera uma proposta de alocação, posteriormente sujeita a validação e restrições.

O modelo foi adaptado através de QLoRA, permitindo treinar adaptadores, isto é, pequenos módulos treináveis acrescentados ao modelo, sem alterar os pesos principais do modelo base. No regime local, foi treinado um adaptador por país; no centralizado, os dados dos quatro países foram agregados para treinar um único adaptador; e no federado, cada país foi tratado como cliente independente, com agregação dos adaptadores através de Federated Averaging.

Os resultados mostram que o regime centralizado obteve o melhor desempenho médio global em retorno acumulado e rácio de Sharpe. O regime federado destacou-se pela menor volatilidade, menor perda máxima acumulada e menor rotação da carteira. Em todos os regimes, as violações finais dos perfis de risco foram nulas.

Conclui-se que um LLM pode ser integrado num sistema de apoio à decisão financeira quando enquadrado por regras de validação de risco. Os resultados devem ser interpretados como evidência exploratória no contexto de uma simulação controlada e não replicada.

Palavras-chave: *Large Language Models*; gestão de portfólio; aconselhamento financeiro; QLoRA; aprendizagem federada; simulação baseada em agentes.

Abstract

This dissertation develops and evaluates a financial advisory system based on a Large Language Model (LLM), analysing how different regimes of information organization and knowledge sharing influence the quality of portfolio recommendations. The central contribution of the work lies in the comparison of three learning regimes - local, centralized and federated - applied to distinct domestic markets, with a focus on their implications for financial decision-making.

The methodology combines the open-weight Mistral-7B-Instruct-v0.2 model with an agent-based simulation. Each agent represents an individual investor, characterized by country, risk profile and portfolio composition. Four European markets were considered - Portugal, Spain, France and Germany - along with three investor profiles: conservative, moderate and aggressive. At each point in the simulation, the model generates an allocation proposal, which is subsequently subject to validation and constraints.

The model was adapted through QLoRA, allowing adapters, that is, small trainable modules added to the model, to be trained without changing the main weights of the base model. In the local regime, one adapter was trained per country; in the centralized regime, data from the four countries were aggregated to train a single adapter; and in the federated regime, each country was treated as an independent client, with the adapters aggregated through Federated Averaging.

The results show that the centralized regime achieved the best average global performance in cumulative return and Sharpe ratio. The federated regime stood out for lower volatility, lower maximum drawdown and lower portfolio turnover. Across all regimes, final risk-profile violations were zero.

It is concluded that an LLM can be integrated into a financial decision-support system when framed by risk validation rules. The results should be interpreted as exploratory evidence within the context of a controlled and non-replicated simulation.

Keywords: Large Language Models; portfolio management; financial advisory; QLoRA; federated learning; agent-based simulation.

ÍNDICE

Agradecimentos i
Resumo ii
Abstract iii
Índice iv
1 Introdução 1
1.1 Contextualização 1
1.2 Objetivos 2
1.3 Contributo da dissertação 2
2 Revisão Bibliográfica 4
2.1 Modelização baseada em agentes 4
2.2 Sistemas de *trading* baseados em LLMs 5
2.3 Aprendizagem: *fine-tuning* e *transfer learning* 6
2.4 Aprendizagem federada 8
2.5 Gestão de Portefólios 10
2.6 Avaliação de LLMs 10
2.7 Síntese da revisão bibliográfica 11
3 Metodologia 13
3.1 Ambiente de treino e simulação baseado em agentes 14
3.2 Modelo de linguagem de grande dimensão 20
3.3 Regimes de aprendizagem: local, centralizado e federado 21
3.4 Infraestrutura de desenvolvimento 24
4 Resultados e análise 25
4.1 Organização dos resultados e método de agregação 25
4.2 Comparação geral entre regimes de aprendizagem 27
4.3 Análise por país 27
4.4 Análise por perfil de investidor 32
4.5 Conformidade com os perfis de risco 34
4.6 Análise específica do regime federado 34
4.7 Síntese dos resultados 35

5 Conclusões 37
5.1 Limitações e Trabalhos Futuros 39
6 Referências bibliográficas 41
7 Anexos 45
7.1 Anexo A - Universo de ativos por país 45
7.2 Anexo B – Exemplo de amostra supervisionada 46

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

A adoção de modelos de linguagem de grande dimensão (*Large Language Models*, LLMs) insere-se na transformação digital em curso nas organizações, em particular nos setores financeiro e de serviços intensivos em informação. Ao longo da dissertação, as expressões "modelos de linguagem de grande dimensão" e "LLMs" são usadas como equivalentes.

Bancos, gestoras de ativos, *fintechs* e outras entidades ligadas aos mercados de capitais têm vindo a explorar estes modelos para automatizar e apoiar processos como a análise de demonstrações financeiras e notícias de mercado, o atendimento ao cliente, a deteção de fraude, a monitorização de risco e o suporte a decisões de investimento (Lee et al., 2025). Para além do aumento de eficiência operacional, a utilização de LLMs é vista como uma potencial fonte de vantagem competitiva, ao permitir uma exploração mais rápida e sistemática de grandes volumes de informação.

A integração destes modelos na prática de gestão levanta desafios de governação e controlo, incluindo privacidade e confidencialidade de dados, conformidade regulatória, necessidade de transparência e adaptação de modelos generalistas a contextos específicos de negócio e a diferentes perfis de risco. Os LLMs mais recentes não se limitam a sintetizar texto, podendo também ser integrados em sistemas de apoio à decisão, nomeadamente em tarefas de análise financeira, recomendação de ativos e gestão de carteiras.

A presente dissertação insere-se neste enquadramento, analisando um LLM como componente de um sistema de apoio à decisão em ambiente de *trading* e gestão de portefólio, com investidores heterogéneos e restrições de risco bem definidas. Assim, procura-se avaliar de que forma diferentes regimes de aprendizagem - local, centralizado e federado - influenciam a qualidade das recomendações produzidas pelo modelo.

A principal novidade da dissertação reside na comparação entre regimes de aprendizagem aplicados a um sistema de recomendação de carteiras baseado num LLM, com especial atenção ao regime federado. Ao contrário de abordagens em que os dados são tratados apenas de forma local ou centralizada, este trabalho explora a possibilidade de aprendizagem colaborativa entre diferentes mercados nacionais, mantendo os dados organizados por país. Neste contexto, Portugal, Espanha, França e Alemanha são tratados como domínios domésticos distintos, permitindo avaliar se a agregação federada de adaptadores QLoRA contribui para recomendações de carteira mais estáveis, mais ajustadas ao risco ou mais conformes com os perfis dos investidores.

1.2 Objetivos

Esta dissertação tem como objetivo geral analisar de que forma diferentes regimes de organização e partilha de informação podem influenciar a qualidade das recomendações de carteira e o apoio à decisão financeira, considerando investidores com diferentes perfis de risco e informação proveniente de vários mercados domésticos. De forma mais específica, pretende-se:

- Comparar três regimes de aprendizagem e organização da informação - local, centralizado e federado - analisando em que medida as diferentes formas de acesso e partilha de conhecimento afetam a qualidade das decisões de investimento;
- Avaliar o desempenho económico e financeiro das recomendações produzidas nos diferentes regimes, considerando indicadores como retorno, risco, retorno ajustado ao risco, rotação da carteira e adequação das recomendações ao perfil do investidor;
- Analisar se a aprendizagem federada permite beneficiar do conhecimento gerado em diferentes mercados sem exigir a centralização dos respetivos dados, avaliando o compromisso entre desempenho das recomendações, diversidade da informação, privacidade e custos de coordenação;
- Identificar as implicações da utilização de sistemas de aconselhamento financeiro baseados em inteligência artificial para investidores e organizações financeiras, nomeadamente no que respeita à personalização das recomendações, utilização de informação distribuída e apoio à tomada de decisão;
- Avaliar a capacidade de um modelo de linguagem de grande dimensão, adaptado à tarefa de recomendação de carteiras, para produzir propostas de alocação coerentes com os objetivos e os perfis de risco dos investidores.

1.3 Contributo da dissertação

O principal contributo desta dissertação consiste em analisar de que forma diferentes estruturas de organização e partilha de conhecimento afetam a qualidade do aconselhamento financeiro baseado em inteligência artificial. Ao comparar regimes de aprendizagem local, centralizado e federado num contexto de mercados heterogéneos, o estudo procura quantificar os benefícios económicos associados à partilha de conhecimento e avaliar em que medida esses benefícios podem ser alcançados sem a centralização dos dados.

No regime local, cada mercado é tratado de forma independente, sendo utilizado apenas o conjunto de dados do respetivo país para adaptar o modelo. Este regime permite avaliar até que ponto a especialização nacional é suficiente para produzir recomendações adequadas a investidores nesse e noutros mercados, sem recorrer a informação de outros países. O regime centralizado representa a alternativa em que os dados dos quatro países são agregados num único conjunto de treino, permitindo avaliar os efeitos do aumento de volume e diversidade da informação disponível. O regime federado, por sua vez, procura combinar aprendizagem colaborativa e separação dos dados, permitindo que cada país treine localmente

e contribua para um modelo comum através da agregação dos adaptadores, sem reunir diretamente os dados num único conjunto.

A investigação contribui, assim, para a literatura sobre tomada de decisão financeira assistida por inteligência artificial, aprendizagem organizacional e aprendizagem federada, avaliando não apenas o desempenho técnico do modelo, mas sobretudo as consequências económicas das recomendações produzidas, em termos de retorno ajustado ao risco, perdas, rotação das carteiras e adequação aos diferentes perfis de investidores.

Adicionalmente, a dissertação permite analisar em que condições o conhecimento adquirido num determinado mercado pode beneficiar decisões realizadas noutros mercados, contribuindo para compreender o papel da heterogeneidade e da transferência de conhecimento em sistemas descentralizados de aconselhamento financeiro.

Para além disso, este trabalho desenvolve um ambiente experimental baseado em agentes que permite simular a interação entre investidores com diferentes perfis de risco e um conselheiro financeiro baseado em inteligência artificial, reproduzindo diferentes contextos de decisão e condições de mercado.

A dissertação encontra-se organizada da seguinte forma. O Capítulo 2 apresenta a revisão bibliográfica, abordando a modelização baseada em agentes, os sistemas de *trading* baseados em LLMs, as técnicas de *fine-tuning* e *transfer learning*, a aprendizagem federada, a gestão de portefólios e a avaliação de LLMs financeiros. O Capítulo 3 descreve a metodologia adotada, incluindo o ambiente de simulação, os dados utilizados, o modelo de linguagem, os regimes de aprendizagem e as métricas de avaliação. O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados obtidos. Por fim, o Capítulo 5 sintetiza as principais conclusões, limitações e linhas de trabalho futuro.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O presente capítulo apresenta uma revisão da literatura, organizada em tópicos essenciais para a consecução dos objetivos do estudo. Assim, nas secções seguintes, a revisão bibliográfica começa pela modelização baseada em agentes, por constituir uma abordagem consolidada para representar mercados com investidores heterogéneos. De seguida, são analisados os sistemas de *trading* baseados em LLMs, as técnicas de aprendizagem associadas ao *fine-tuning* e ao *transfer learning*, a aprendizagem federada, a gestão de portefólios e, por fim, as formas de avaliação de LLMs em tarefas financeiras.

2.1 Modelização baseada em agentes

Para efeitos de simulação de mercados financeiros recorre-se, por vezes, à modelização baseada em agentes (*Agent-Based Modeling*, ABM), que consiste numa metodologia computacional em que se representa explicitamente o comportamento de múltiplos agentes heterogéneos (por exemplo, investidores), os quais são dotados de regras de decisão próprias e inseridos num ambiente social onde interagem (Axtell & Farmer, 2025). Esta abordagem tem sido utilizada em diferentes domínios de simulação e é particularmente relevante no estudo de mercados artificiais, uma vez que permite analisar de que forma é que comportamentos individuais podem gerar dinâmicas agregadas de mercado.

No contexto desta dissertação, os agentes correspondem a investidores simulados, cada um com características próprias, incluindo país, perfil de risco e carteira inicial.

Neste contexto, Takahashi (2013) modeliza cinco tipos de investidores: um passivo, com uma estratégia de *buy-and-hold*, e quatro ativos, com diferentes formas de previsão de preço (utilizando preços dos períodos anteriores, médias e tendências). As decisões de investimento são baseadas na maximização de uma função objetivo que depende do retorno e do risco esperado para cada um. O estudo apresenta ainda uma estratégia de limitação de perdas financeiras com base no VaR (*Value at Risk*), uma medida de risco que procura estimar a perda máxima esperada de uma carteira, para um determinado nível de confiança e horizonte temporal. O artigo demonstra, na análise feita, que quanto mais restrito o VaR é, isto é, quanto mais conservadores os investidores são na gestão do seu risco, mais os preços do mercado tendem a desviar-se do seu valor fundamental. Este efeito é exacerbado à medida que as disparidades nas avaliações dos investidores se ampliam.

Poostforoush et al. (2025) começam por enquadrar diferentes estratégias de *trading* algorítmico, incluindo estratégias baseadas em tendência, arbitragem, rebalanceamento, preço médio ponderado por volume ou por tempo, e minimização de custos de execução. No trabalho são criados dois grupos de agentes: os tradicionais (consumidores de liquidez, fornecedores de liquidez e *noise traders*), que interagem comprando e vendendo de acordo com regras específicas, previamente programadas; e os inteligentes, treinados numa rede neuronal recorrente com uma arquitetura *Long-Short Term Memory*. Estes últimos também tomam a decisão de compra e venda com base em regras de risco e retorno, mas estas duas variáveis são

previstas com a rede neuronal. Os autores apresentam ainda diversas técnicas de calibração do modelo de simulação, que permitem fazer um ajuste dos agentes tradicionais para refletir melhor os cenários do mundo real e melhorar as capacidades preditivas do modelo. As técnicas mencionadas são: análise de sensibilidade, varrimento de parâmetros, algoritmos de otimização (por exemplo, algoritmos genéticos), calibração bayesiana, assimilação de dados e *machine learning*.

Rekik et al. (2014) apresentam uma modelização de mercados financeiros em que os diferentes investidores têm uma aversão ao risco constante, e buscam maximizar a sua função de utilidade, calculada através do retorno e do risco financeiro. Para criarem um mercado heterogéneo, modelizam dois tipos de investidores: os fundamentalistas, que compram e vendem ativos de acordo com o que calculam ser o seu valor fundamental; e os não fundamentalistas, que são definidos como acreditarem que o preço futuro de um ativo não esteja exclusivamente associado aos seus fundamentos económicos, mas que também pode ser calculado recorrendo a técnicas de *trading*, como o estudo de padrões históricos. Para os não fundamentalistas, os autores criam três classes/comportamentos, que pretendem refletir a influência da psicologia nos mercados financeiros: (i) manada - agentes que seguem outros agentes, imitando as ações dos agentes com melhores retornos no dia anterior; ancoragem - os agentes formam expectativas olhando para um valor passado como ponto de referência e só ajustam lentamente quando surgem novas informações; aversão à perda: decide de forma parecida com o racional, mas dá muito mais peso ao medo de perder do que à possibilidade de ganhar (baseado na *Prospect Theory*). Os investidores fundamentalistas e com aversão à perda fazem a sua previsão de preço através de uma rede neuronal.

Neri (2019) utiliza o L-FABS (*Learning Financial Agent-Based Simulator*), um simulador de mercados financeiros com agentes cujo comportamento é controlado por um vetor de parâmetros (incluindo parâmetros ligados a perfis risco/recompensa e a sentimento de mercado). Utiliza ainda o *simulated annealing*, um método de otimização para calibrar esses parâmetros de modo que a série gerada pelo simulador fique o mais próxima possível da série real do preço do ouro, minimizando o erro percentual absoluto médio (MAPE). Esta é uma forma de fazer previsão de preços de mercado com recurso ao ABM: modelizar diversos agentes e os seus parâmetros de forma que, corrida a simulação de interação entre os agentes, o resultado dos preços de mercado simulado se assemelhe ao histórico de preços do mercado real que se pretende prever. A lógica subjacente é que se detetam os investidores e as suas características presentes no mercado real, conseguindo, dessa forma, simular-se o comportamento futuro destes investidores e, consequentemente, prever os preços futuros desse ativo.

2.2 Sistemas de *trading* baseados em LLMs

A literatura recente apresenta duas tendências centrais na criação de sistemas baseados em LLMs para *trading* (Lee et al., 2025; Saha et al., 2025):

1. A evolução de LLMs isolados para arquiteturas multi-agente, isto é, o uso de vários LLMs conectados entre si, muitas vezes replicando a forma de organização que se verifica em empresas de *trading*, com uma divisão e atribuição específica de agentes a atividades e cargos únicos;

2. Arquiteturas multimodais, ou seja, sistemas que recorrem a diferentes tipos de informação (textual, numérica, gráfica).

Nesta linha, Zhang et al. (2024) propõem o FinAgent, um agente de *trading* construído sobre LLM, que combina análise de mercado (preços, notícias, gráficos), memória, reflexão em dois níveis e conexão com ferramentas externas para analisar diversos ativos e horizontes temporais. Xiao et al. (2025) desenvolvem o TradingAgents, um modelo que simula uma empresa de *trading* com vários agentes LLM especializados – analistas fundamentalistas, de sentimento, técnicos, investigadores, *traders* e gestores de risco. Outros sistemas, como HedgeAgents ou 3S-Trader, estendem a lógica a cenários de *hedge funds* e seleção de carteiras, distribuindo tarefas de análise e decisão por múltiplos LLMs especializados em notícias, análise fundamental, indicadores técnicos, e estratégia (Chen et al., 2025; Li et al., 2025).

2.3 Aprendizagem: *fine-tuning* e *transfer learning*

Por forma a melhorar o desempenho dos LLMs em atividades específicas, é necessário fazer *fine-tuning*, isto é, continuar o treino de um modelo já pré-treinado, usando um conjunto de dados bastante específico, para atualizar os seus parâmetros para uma tarefa ou domínio concreto. No contexto desta dissertação, o *fine-tuning* é entendido como o processo de adaptação de um modelo previamente treinado a uma tarefa específica de recomendação de carteiras. Esta melhoria pode ser feita de duas formas (Bergmann, s.d.):

1. Atualizando todos os parâmetros do sistema (*fine-tuning* total), que permite obter modelos com alta precisão. No entanto, é a opção mais custosa.
2. Atualizar um conjunto relativamente pequeno de parâmetros (que podem ser adicionados ao modelo original). Esta opção designa-se de *Parameter-Efficient Fine-Tuning* (PEFT) e tem diversas técnicas, tal como o *Low-Rank Adaptation* (LoRA). Uma extensão desta lógica é o QLoRA, que combina adaptadores de baixo número de parâmetros com quantização do modelo base, permitindo reduzir substancialmente os requisitos de memória durante o *fine-tuning*. Esta abordagem é particularmente útil quando se pretende adaptar modelos de grande dimensão em ambientes computacionais mais limitados (Debezia, 2025).

Chen e Weiss (2025) propõem uma forma de aprendizagem para um agente de negociação automática, por forma a resolver um problema muito comum em sistemas que aprendem negociações bilaterais: quando o agente encontra um adversário novo com um estilo de negociação diferente, ele costuma demorar bastante a adaptar-se se tiver de reaprender tudo do zero. Para contornar isso, os autores combinam aprendizagem por tentativa-erro, isto é, o agente aprende com as consequências das suas propostas e decisões de aceitar ou rejeitar as ofertas. Tal é possível devido à transferência de conhecimento (*transfer learning*): o agente guarda experiência de negociações passadas e, quando deteta que o adversário atual se comporta de forma diferente do que estava a observar, passa a reutilizar, de modo seletivo, estratégias previamente aprendidas que parecem mais adequadas ao novo oponente. A ideia é usar várias estratégias anteriores como guias, dando mais peso às que se parecem com o adversário atual e ignorando as que tenderiam a piorar a negociação. Neste caso, a transferência de conhecimento

ocorre entre experiências de negociação anteriores e uma nova interação com um agente ou oponente diferente. Assim, o conhecimento acumulado em contextos anteriores é reutilizado para acelerar a adaptação a um novo comportamento estratégico, aproximando este trabalho da lógica de *transfer learning* entre contextos de decisão relacionados.

Embora a presente dissertação não adote aprendizagem por reforço, esta abordagem surge em vários trabalhos revistos sobre *trading* e gestão de carteiras, sendo por isso relevante para enquadrar a literatura relacionada. A aprendizagem por reforço, ou *reinforcement learning*, corresponde a uma abordagem em que um agente aprende a tomar decisões através da interação com um ambiente, sendo recompensado ou penalizado em função das ações realizadas. Em contexto financeiro, esta abordagem pode ser utilizada para aprender políticas de *trading* ou de alocação de carteiras com base no retorno e no risco observados.

Pino et al. (2021) investigam como selecionar de que mercados e simulações transferir conhecimento ao treinar estratégias de *trading* com *reinforcement learning*, partindo do princípio de que aprender uma política do zero em cada cenário é dispendioso e que a transferência pode acelerar a aprendizagem, desde que a fonte seja suficientemente parecida com o alvo. Para isso, os autores modelizam diferentes condições de mercado como processos de decisão de Markov e geram sete cenários num simulador com livro de ordens (ABIDES), variando sobretudo a composição de participantes (por exemplo, presença de agentes *momentum* e *noise*). Em seguida, propõem e comparam três famílias de medidas de similaridade entre mercados: (i) uma abordagem conceptual, baseada em propriedades estatísticas típicas dos retornos; (ii) uma abordagem estrutural, que compara a dinâmica dos cenários a partir de experiências observadas; e (iii) uma abordagem por desempenho, que mede diretamente se reutilizar uma política treinada noutro cenário melhora o desempenho no cenário-alvo.

Quando não é possível fazer *fine-tuning* do modelo com um conjunto alargado de dados, tem de se recorrer a técnicas que permitam ultrapassar este problema. Kazakov e Mikheenko (2020) partem da dificuldade de prever indicadores socioeconómicos quando existem poucos dados reais históricos para treinar modelos de *machine learning*. Para contornar isso, criam um simulador do sistema socioeconómico (com dinâmica de variáveis como população e atividade de investigação e desenvolvimento) e usam-no para gerar muitas séries temporais (não reais, mas com uma lógica que se aproxima da realidade). Depois, treinam uma rede LSTM (*Long-Short Term Memory*) nesses dados sintéticos para que aprenda padrões gerais de evolução. Por fim, aplicam *transfer learning* com *domain adaptation*, isto é, em vez de recomeçar do zero, fazem *fine-tuning* da rede com os poucos dados reais disponíveis (mantendo parte do que já foi aprendido e ajustando sobretudo as camadas finais) para reduzir a diferença entre o domínio sintético e o domínio real. Este tipo de técnicas tem sido usado para mitigar a escassez, o ruído e a volatilidade dos dados financeiros, pré-treinando modelos em múltiplos ativos ou mercados e adaptando-os depois a dados com poucas observações (Lanzetta, 2024).

Assim, no contexto deste trabalho, *transfer learning* refere-se à reutilização de conhecimento aprendido num domínio ou tarefa anterior para melhorar ou acelerar a aprendizagem num novo domínio relacionado.

Uma técnica específica do *fine-tuning* é o *instruction-tuning*, que consiste no aprimoramento das respostas dadas pelos LLMs para que melhor reflitam as necessidades dos utilizadores (Bergmann, s.d.). Mehrotra et al. (2025), em vez de ajustarem os parâmetros do modelo, apresentam uma estratégia prática de mitigação de respostas tendenciosas e de recusa de respostas, baseada em *prompting* com exemplos, que orienta o modelo a responder de forma mais consistente e imparcial.

Em conjunto, estes trabalhos mostram que a transferência de conhecimento pode ser aplicada em diferentes níveis: entre tarefas, entre domínios, entre mercados simulados e reais, ou entre agentes expostos a diferentes contextos de decisão. Esta lógica é particularmente importante em finanças, onde a disponibilidade de dados pode ser limitada e onde os mercados apresentam regimes, volatilidades e estruturas distintas.

2.4 Aprendizagem federada

A aprendizagem federada surge como alternativa ao treino centralizado tradicional, no qual os dados são reunidos num único servidor antes do treino. Na aprendizagem federada, pelo contrário, os dados permanecem nos respetivos clientes, instituições ou dispositivos, sendo apenas partilhadas atualizações do modelo com um servidor agregador, onde são aplicados métodos de agregação para construir um modelo global. Desta forma, torna-se possível treinar um modelo comum a partir de dados distribuídos, sem centralizar informação sensível (McMahan et al., 2017; Luzón et al., 2024).

McMahan et al. (2017) desenvolveram um trabalho que é uma das referências fundamentais nesta área, ao propor o *Federated Averaging* (FedAvg). Neste método, cada cliente treina localmente o modelo com os seus próprios dados e envia as respetivas atualizações para um servidor central. O servidor calcula então uma média dos modelos ou parâmetros locais, produzindo um modelo global agregado, que é posteriormente redistribuído pelos clientes. Este processo repete-se ao longo de várias rondas de comunicação, permitindo que o modelo global incorpore conhecimento proveniente de diferentes fontes sem que os dados brutos sejam diretamente partilhados. Assim, a característica central da aprendizagem federada não é a ausência de agregação, mas sim o facto de a agregação incidir sobre parâmetros ou atualizações do modelo, e não sobre os dados brutos.

Luzón et al. (2024) apresentam uma visão abrangente da aprendizagem federada, organizando os seus principais fundamentos, componentes e formas de implementação. O artigo analisa diferentes arquiteturas de colaboração entre participantes, nomeadamente arquiteturas cliente-servidor e *peer-to-peer*, distingue os principais tipos de aprendizagem federada de acordo com a distribuição dos dados - *Horizontal Federated Learning*, *Vertical Federated Learning* e *Federated Transfer Learning* - e discute os mecanismos envolvidos no treino local, na agregação das atualizações e na construção do modelo global. Além disso, os autores abordam técnicas de segurança e privacidade, como a agregação segura, a privacidade diferencial e a encriptação homomórfica, bem como ferramentas de desenvolvimento e diferentes contextos de aplicação.

No domínio financeiro, a aprendizagem federada é especialmente útil, uma vez que os dados podem estar distribuídos por diferentes instituições, mercados ou jurisdições. Noseda et al. (2025) estudam a aprendizagem federada para previsão de tendências financeiras, comparando modelos locais, centralizados e federados. Os resultados demonstram que a aprendizagem federada pode aproximar-se do desempenho do modelo centralizado e superar modelos locais isolados. De forma semelhante, Thwal et al. (2023) aplicam *transformers* federados à previsão de séries temporais de ações, utilizando o FedAvg e o FedAtt. Este último corresponde a uma forma de agregação atenta, que atribui pesos diferentes aos clientes com base na semelhança entre os parâmetros locais e o modelo global. Os autores demonstram que estas técnicas podem ajudar a lidar com problemas de escassez, privacidade e heterogeneidade dos dados.

Em contexto de estratégias financeiras, Cui et al. (2025) propõem uma estrutura de aprendizagem federada quantitativa, designada *Federated Quantitative Learning*, orientada para a colaboração entre diferentes mercados e instituições financeiras sem partilha direta dos dados. O trabalho parte da ideia de que os modelos centralizados podem ser inadequados quando existem restrições de privacidade, regulação e confidencialidade, sobretudo em cenários com dados financeiros heterogéneos. Para resolverem esse problema, combinam três técnicas principais. Em primeiro lugar, utilizam um mecanismo de agregação baseado na qualidade do percurso de treino de cada cliente, atribuindo maior peso aos clientes cujas atualizações são mais estáveis e cujo desempenho local é mais relevante. Em segundo lugar, aplicam *clipping* e compressão de gradientes, de forma a limitar atualizações demasiado instáveis e a reduzir o volume de informação transmitida entre clientes e servidor. Em terceiro lugar, introduzem um otimizador sensível à heterogeneidade, que procura adaptar o treino local às características específicas de cada mercado.

Spadea e Seneviratne (2025) aproximam a aprendizagem federada dos sistemas de recomendação financeira baseados em modelos de linguagem. Os autores propõem o FLARKO, uma arquitetura que combina LLMs, grafos de conhecimento e alinhamento comportamental para gerar recomendações financeiras mais ajustadas ao perfil e ao comportamento dos investidores. A sua versão federada, FedFLARKO, permite que diferentes instituições treinem localmente com os seus próprios dados comportamentais e de mercado. A agregação federada permite depois construir um modelo comum de recomendação, procurando combinar personalização, colaboração entre instituições e preservar a privacidade dos dados.

Deste modo, a literatura revista sugere que a aplicação deste regime de aprendizagem à área financeira tem sido desenvolvida sobretudo através de estruturas relativamente planas, assentes na relação entre clientes locais e um servidor agregador. Embora existam trabalhos com arquiteturas mais complexas, nomeadamente em telecomunicações, redes e energia, estes tendem a acrescentar camadas de infraestrutura, comunicação ou validação, sem necessariamente propor uma hierarquia de aprendizagem orientada para diferentes níveis de decisão financeira. Esta limitação abre espaço para explorar, em trabalhos futuros, configurações federadas mais estruturadas, nas quais a aprendizagem local, a agregação intermédia e a recomendação final possam ser organizadas em diferentes camadas funcionais.

2.5 Gestão de Portefólios

A gestão de portefólios constitui um domínio particularmente relevante para a aplicação de modelos de inteligência artificial, uma vez que combina informação quantitativa, como retornos, volatilidade e correlações, com informação qualitativa, como notícias, sentimento de mercado e preferências dos investidores. Neste contexto, os LLMs podem ser utilizados não apenas para interpretar informação textual, mas também para produzir opiniões, sinais ou recomendações que alimentam modelos tradicionais ou sistemas de decisão automatizados (Lee et al., 2025; Coriat e Benhamou, 2025; Kirtac e Germano, 2025).

Para além de poderem atuar como agentes de decisão em *trading*, os LLMs podem também ser utilizados na gestão de carteiras de investidores. Neste âmbito, Lee et al. (2025) mostram que vários LLMs podem ser usados para gerar sistematicamente opiniões sobre retornos esperados e respetiva incerteza, que são depois integradas num modelo de Black-Litterman, um método de gestão de portefólio.

Coriat e Benhamou (2025), tendo por base a ideia de que a gestão de portefólio é melhorada através de Aprendizagem por Reforço Hierarquizada, propõem uma abordagem para otimização de carteiras que junta indicadores quantitativos de mercado (retornos, risco, correlações, etc.) e sentimento extraído de notícias financeiras com um modelo LLM (o FinBERT). O sistema é organizado segundo uma arquitetura hierárquica de Aprendizagem por Reforço com três níveis, para tornar as decisões mais estáveis e interpretáveis: (i) na camada inferior, vários agentes-base aprendem a sugerir pesos de carteira a partir de um tipo de dados (uns só com métricas numéricas, outros com sinais de sentimento e volatilidade); (ii) na camada do meio, meta-agentes aprendem a combinar as recomendações dos agentes base dentro de cada modalidade (dados ou sentimento); (iii) por fim, um super-agente combina as duas visões (quantitativa e sentimento) e produz a alocação final mensal.

Kirtac e Germano (2025) propõem uma extensão do método de aprendizagem por reforço *Proximal Policy Optimization* (PPO) para otimização de carteiras de ações, com a ideia central de que as estratégias treinadas só com preços ignoram um fator importante: o sentimento dos investidores refletido nas notícias. Assim, os autores desenvolvem um modelo que extrai diariamente um *score* de sentimento de notícias financeiras da Refinitiv usando LLaMA 3.3, filtrando-as por similaridade (para que não haja redundância). Esse sentimento é integrado no processo de aprendizagem do PPO de duas formas: incluindo-o no estado do agente e acrescentando um peso à influência do sentimento na função que guia as atualizações da política de alteração da carteira.

2.6 Avaliação de LLMs

No contexto de sistemas de recomendação financeira, a avaliação não se deve limitar à correção linguística ou à capacidade de seguir instruções. É necessário avaliar também se as recomendações produzem resultados financeiramente aceitáveis e se respeitam restrições associadas ao perfil de risco do investidor.

A avaliação dos LLMs financeiros pode ser feita de duas formas, que se complementam (Spyrou, s.d.):

1. Através de indicadores de retorno e risco, como o retorno cumulativo, máximo *drawdown* e o Sharpe *ratio*, através dos quais os modelos são comparados com estratégias de referência (*buy-and-hold*, por exemplo) ou com outros sistemas;
2. Comparando LLMs entre si através de benchmarks desenvolvidos para tarefas financeiras, como o FLARE e o INVESTORBENCH, que disponibilizam conjuntos de dados, tarefas e protocolos de avaliação orientados para medir o comportamento destes modelos em diferentes contextos financeiros.

No que diz respeito ao segundo ponto, diversos esforços têm sido desenvolvidos no sentido de conseguir criar sistemas de avaliação universalmente válidos para todos os modelos.

O INVESTORBENCH, desenvolvido por Li et al. (2024), por exemplo, constitui um *benchmark* padronizado para a avaliação de agentes de decisão financeira baseados em LLMs, disponibilizando ambientes e dados (de ações, criptomoedas e ETFs), bem como um *pipeline* modular de agente (perceção, perfil, memória e ação) e um protocolo de *backtesting* reproduzível. O componente central do agente corresponde ao LLM selecionado pelo utilizador, permitindo que qualquer modelo seja integrado como base e comparado em condições idênticas. No procedimento experimental, em cada passo temporal (tipicamente diário) o agente recebe observações de mercado (por exemplo, preços e notícias), recupera informação relevante da memória e, com base no raciocínio do LLM, escolhe uma ação discreta (comprar, vender ou manter), produzindo uma trajetória de ganhos e perdas. O desempenho é então quantificado através de métricas financeiras, frequentemente comparado com uma estratégia de *buy-and-hold*.

Xie et al. (2023) desenvolvem o FLARE (*Financial Language Understanding And PRediction Evaluation Benchmark*), um conjunto padronizado de tarefas e conjuntos de dados para medir, de forma comparável, o desempenho de LLMs em finanças. A ideia é evitar comparações injustas entre trabalhos (cada um com dados e métricas diferentes), oferecendo uma grelha comum que inclui tarefas típicas de processamento de linguagem natural financeiro (como sentimento, classificação de notícias, identificação de entidades, sumarização) e também tarefas mais aplicadas (como previsão de movimentos de ações e risco de crédito), permitindo reportar resultados de forma consistente entre modelos.

2.7 Síntese da revisão bibliográfica

A literatura analisada mostra que os LLMs têm vindo a ser aplicados a tarefas financeiras cada vez mais complexas, incluindo análise de notícias, apoio à decisão de investimento, *trading* automatizado e gestão de carteiras. Os trabalhos sobre ABM demonstram a utilidade de representar mercados financeiros como sistemas compostos por investidores heterogéneos, com diferentes regras de decisão, perfis de risco e formas de interação. A literatura sobre *fine-tuning*, *transfer learning* e *federated learning* evidencia a importância de adaptar modelos previamente treinados a domínios específicos, sobretudo em contextos onde os dados são escassos, sensíveis ou distribuídos.

Apesar destes avanços, a literatura revista sugere que ainda existe espaço para explorar a integração destas dimensões num único enquadramento experimental. Em particular, a maioria dos trabalhos sobre LLMs

em finanças concentra-se em sinais discretos de compra, venda ou manutenção, ou na extração de sentimento a partir de texto financeiro. Já os estudos sobre aprendizagem federada financeira tendem a focar-se em previsão de séries temporais ou estratégias quantitativas, sem avaliar diretamente recomendações de alocação de carteiras produzidas por um LLM em ambientes com vários agentes. Neste sentido, a presente dissertação diferencia-se por combinar um LLM *open-weight*, uma simulação baseada em agentes com investidores heterogéneos e a comparação entre regimes de aprendizagem local, centralizado e federado.

3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve a metodologia utilizada para responder ao objetivo central da dissertação analisar de que forma diferentes modelos de organização e partilha de informação entre agentes baseados em inteligência artificial podem melhorar a qualidade das decisões de investimento e das recomendações de carteira, considerando a heterogeneidade dos perfis de risco dos investidores e a informação proveniente de diferentes mercados. Em particular, a metodologia foi desenhada para comparar três regimes de aprendizagem - local, centralizado e federado - aplicados ao mesmo modelo base, avaliando o seu impacto no desempenho financeiro, no risco, na rotação da carteira e na conformidade das recomendações com os perfis dos investidores. Para esse efeito, foi utilizado o modelo Mistral-7B-Instruct-v0.2, adaptado à tarefa de recomendação de carteiras através de QLoRA e avaliado num ambiente de simulação baseado em agentes.

A principal dimensão inovadora da abordagem metodológica está na comparação entre diferentes formas de organização do conhecimento em mercados domésticos distintos: no regime local, cada mercado utiliza apenas os seus próprios dados; no regime centralizado, a informação dos quatro mercados é agregada num único conjunto de treino; e no regime federado, os mercados permanecem separados, mas contribuem para um adaptador global através da agregação das atualizações dos modelos. Esta comparação permite avaliar se a aprendizagem colaborativa entre mercados heterogéneos pode aproximar-se dos benefícios do treino centralizado sem exigir a centralização direta dos dados.

A metodologia combina quatro componentes principais: a definição dos regimes de aprendizagem, a construção do ambiente de simulação baseado em agentes, a adaptação do modelo de linguagem à tarefa de recomendação de carteiras e a infraestrutura computacional utilizada para treino e simulação.

A Figura 1 esquematiza a metodologia desenvolvida.

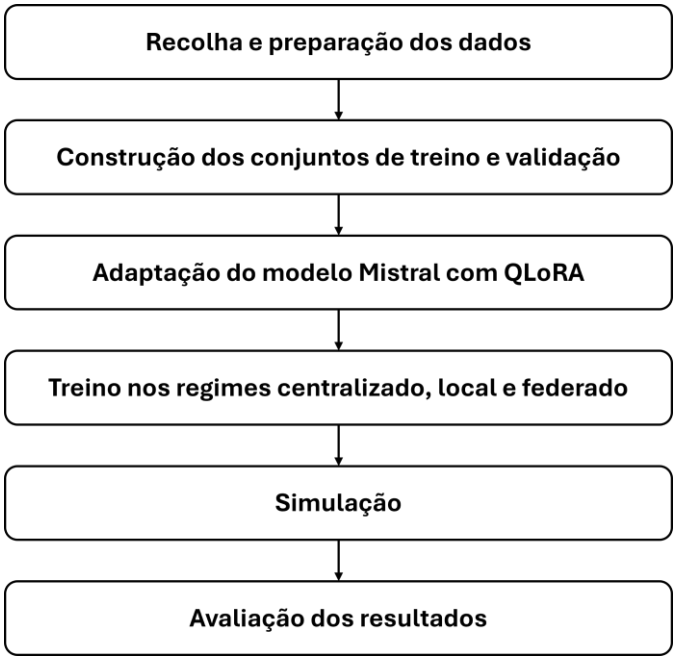


Figura 1 - Pipeline metodológico

3.1 Ambiente de treino e simulação baseado em agentes

A arquitetura metodológica assenta num modelo baseado em agentes, isto é, uma simulação computacional em que cada agente representa uma unidade individual de decisão. Neste caso, cada agente corresponde a um investidor individual. No desenho adotado (Figura 2), os agentes diferenciam-se por país, perfil de risco e composição da carteira. A base empírica do projeto consiste em séries temporais de preços de ativos financeiros relativas a quatro mercados - Portugal, Espanha, França e Alemanha - tendo sido definido para cada país um universo de investimento composto por ações domésticas representativas, um ativo obrigacionista associado ao respetivo país e um ativo de referência, sendo este conjunto complementado por ativos globais, incluindo fundos de ações internacionais e fundos obrigacionistas. O universo de ativos utilizado em cada país é apresentado no Anexo A. As séries históricas de preços foram recolhidas através do Yahoo Finance, recorrendo aos *tickers* definidos para cada país e para o conjunto de ativos globais. A recolha foi realizada durante a fase de construção do conjunto de dados experimental, considerando séries históricas entre 1 de janeiro de 2016 e 31 de dezembro de 2024.

A partir das séries de preços são calculadas variáveis representativas do estado do mercado, incluindo os retornos acumulados a 5, 20 e 60 dias e uma medida de volatilidade recente. Esta volatilidade é calculada com base na variação dos retornos diários de cada ativo e posteriormente anualizada, funcionando como uma estimativa do risco observado no período mais recente. Estas variáveis são utilizadas como informação de entrada para os agentes em cada momento da simulação.

Importa distinguir três tipos de dados utilizados ao longo do trabalho. Em primeiro lugar, foram utilizados dados históricos de mercado, recolhidos a partir do Yahoo Finance, correspondentes às séries de preços dos ativos financeiros. Em segundo lugar, a partir desses dados históricos, das variáveis de mercado calculadas e das regras associadas aos perfis de investidor, foram gerados dados supervisionados

de treino e validação, compostos por pares input-output. Em terceiro lugar, após o treino dos modelos, foram produzidos dados de simulação, resultantes da execução do ambiente baseado em agentes, nos quais se registam as recomendações geradas, as carteiras finais executadas e os retornos obtidos pelos investidores simulados. Assim, os preços dos ativos foram recolhidos, enquanto os exemplos supervisionados e os resultados da simulação foram gerados experimentalmente a partir desses dados.

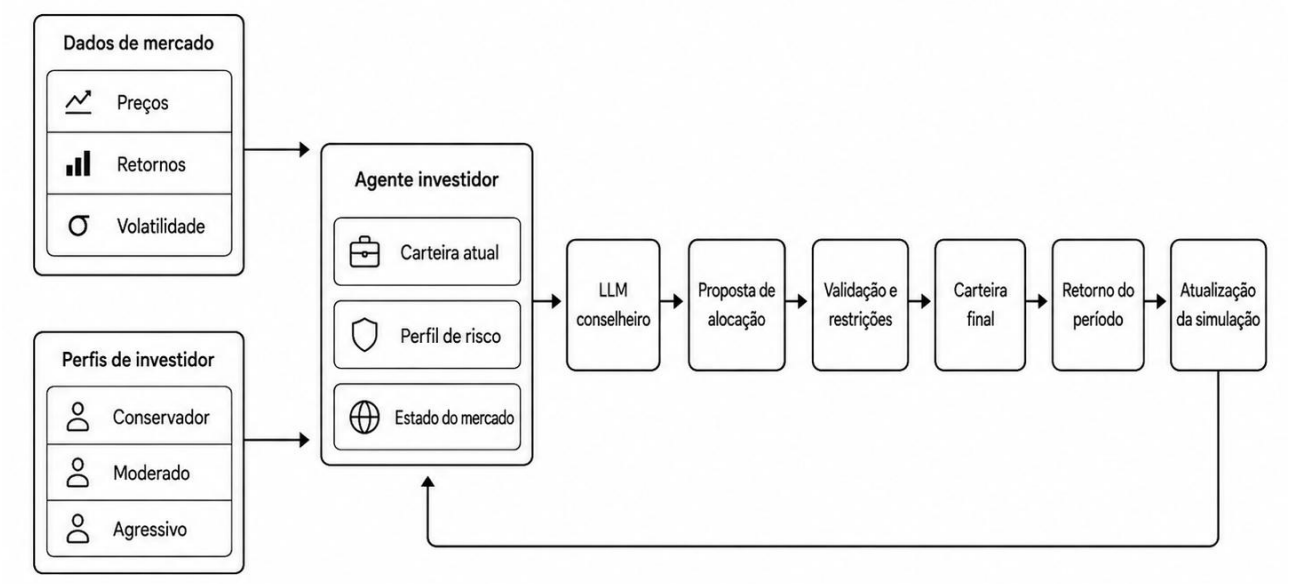


Figura 2 - Arquitetura da simulação baseada em agentes

A Figura 2 resume o funcionamento do ambiente de simulação. Os dados de mercado e os perfis de investidor são utilizados para caracterizar o contexto de decisão de cada agente. Em cada período, o agente observa a sua carteira atual, o respetivo perfil de risco e o estado do mercado. Essa informação é enviada ao LLM, que produz uma proposta de alocação. A proposta é depois sujeita a validação e restrições antes de ser transformada na carteira final executada. O retorno obtido nesse período atualiza a simulação e serve de base ao período seguinte.

Os dados de mercado abrangem o período entre 1 de janeiro de 2016 e 31 de dezembro de 2024. No entanto, devido à necessidade de calcular janelas históricas para as variáveis anteriores, foi considerado um período inicial de cálculo das variáveis históricas. Assim, embora as séries tenham início em janeiro de 2016, a primeira data efetivamente simulada é 29 de março de 2016 e, com um horizonte de 126 dias de negociação, a última data simulada é 20 de setembro de 2016. Foi ainda considerada, como hipótese comportamental do simulador, uma preferência por ativos domésticos, entendida como a tendência de cada investidor para manter uma parte relevante da carteira em instrumentos financeiros do seu próprio país. Esta característica foi definida separadamente para cada mercado: 60% para Portugal, 58% para Espanha, 54% para França e 52% para a Alemanha, refletindo diferentes graus de preferência na exposição a ativos nacionais.

Neste trabalho, os investidores simulados são os agentes do modelo. A escolha de um enquadramento baseado em agentes justifica-se pela necessidade de representar heterogeneidade comportamental, isto é,

diferentes preferências de risco, restrições de alocação e respostas ao mesmo estado de mercado. Assim, essa heterogeneidade é obtida através da criação de três perfis de investidor: conservador (C), moderado (M) e agressivo (A). A distribuição dos investidores por país foi definida de forma a criar populações pequenas, mas heterogéneas, permitindo comparar o comportamento do sistema entre mercados com diferentes combinações de perfis de risco. A composição atribuída a cada país não pretende reproduzir estatisticamente a população real de investidores desses mercados, mas sim gerar um ambiente experimental com diversidade suficiente para avaliar o impacto dos regimes de aprendizagem sobre perfis conservadores, moderados e agressivos. Cada país é composto da seguinte forma:

- Portugal: 3C, 5M, 2A;
- Espanha: 4C, 6M, 3A;
- França: 5C, 7M, 5A;
- Alemanha: 6C, 7M, 4A.

A caracterização destes investidores é feita por regras explícitas. O perfil conservador privilegia maior peso em liquidez e obrigações, limites mais restritivos à detenção de ações, e menor tolerância a *drawdowns*. O perfil moderado permite uma exposição intermédia ao risco. O perfil agressivo permite maior investimento em ações e maior tolerância à volatilidade, ainda que continue sujeito a limites máximos por ativo.

A Tabela 1 apresenta os parâmetros e as restrições definidos para cada perfil de investidor, sendo que todos os investidores pertencentes ao mesmo perfil partilham as mesmas características.

Tabela 1 - Parâmetros e restrições por tipo de investidor

Parâmetro	Definição	Investidor Conservador	Investidor Moderado	Investidor Agressivo
equity_base	Percentagem preferencial em ações	25%	55%	85%
equity_min	Limite mínimo de exposição a ações	10%	40%	70%
equity_max	Limite máximo de exposição a ações	35%	65%	95%
cash	Percentagem de liquidez	10%	5%	0%
max_single_asset	Limite máximo por ativo individual	20%	25%	30%
max_drawdown_tolerance	Tolerância máxima a perdas acumuladas	10%	18%	30%

Na Tabela 1, o parâmetro equity_base representa a exposição preferencial a ações definida para cada perfil, funcionando como ponto de referência para a alocação inicial e para as recomendações do sistema. Os parâmetros equity_min e equity_max definem, respetivamente, os limites mínimo e máximo de exposição a ações. O parâmetro cash representa a percentagem de liquidez mantida na carteira, enquanto max_single_asset impõe um limite máximo ao peso de cada ativo individual, reduzindo a concentração excessiva. Por fim, max_drawdown_tolerance representa a tolerância máxima a perdas acumuladas, isto é, o nível de desvalorização da carteira considerado compatível com cada perfil de risco. Assim, investidores conservadores têm menor tolerância a perdas, enquanto investidores agressivos aceitam

maior oscilação do valor da carteira em troca de maior exposição a ativos de risco. Estes parâmetros foram escolhidos de forma a representar três perfis de risco contrastantes e facilmente interpretáveis, permitindo distinguir níveis conservador, moderado e agressivo de exposição a ações, liquidez, concentração por ativo e tolerância a perdas. Estes valores funcionam como regras experimentais do simulador e não como estimativas empíricas de perfis reais de investidores.

A proposta de alocação de ativos que é gerada pelo LLM nunca é executada diretamente: primeiro é combinada com a carteira atual e depois aplicam-se, caso necessário, as respetivas restrições, para garantir conformidade com o perfil de risco. Assim, impede-se que o modelo de linguagem atue como decisor final, colocando-o, de forma mais realista, na posição de conselheiro.

O processo de adaptação do modelo corresponde a treino supervisionado, uma vez que o modelo recebe exemplos compostos por uma entrada e uma resposta-alvo. A entrada descreve o contexto de decisão e a resposta-alvo indica a alocação de carteira que o modelo deve aprender a reproduzir.

Os dados supervisionados iniciais foram gerados automaticamente a partir das séries históricas de mercado e das regras de perfil definidas no ficheiro de configuração do projeto. Neste contexto, uma amostra supervisionada corresponde a um par input-output utilizado no treino do modelo: o input contém a informação fornecida ao LLM e o output contém a resposta-alvo que o modelo deve aprender a reproduzir. No campo input_text é descrito o país, o perfil de risco do investidor, o estado do mercado, a carteira corrente e a tarefa a executar. No campo output_text é apresentada uma recomendação-alvo de alocação de carteira, em formato JSON, contendo os pesos por ativo e uma justificação curta.

As respostas-alvo presentes no campo output_text foram geradas por uma heurística programada com base nas regras de perfil, nas restrições de alocação e em indicadores simples de mercado. Esta opção permitiu gerar um conjunto inicial de treino de forma sistemática e reprodutível, mantendo coerência entre perfil de risco, exposição a ações, obrigações, liquidez e limites por ativo. Assim, o treino supervisionado inicial deve ser interpretado como uma forma de adaptar o modelo ao formato da tarefa e às regras do simulador, e não como aprendizagem a partir de recomendações humanas certificadas. Consequentemente, os resultados obtidos devem ser interpretados como a avaliação de um sistema em que o LLM aprende a reproduzir e adaptar uma lógica inicial de alocação baseada em regras, sendo depois sujeito a mecanismos de validação e restrição. Assim, o estudo não avalia o LLM como decisor financeiro autónomo, mas como componente de aconselhamento integrado num pipeline controlado.

Os exemplos foram amostrados aleatoriamente a partir das observações disponíveis após o período inicial de cálculo das variáveis históricas, e posteriormente divididos em treino e validação segundo uma proporção de 85%/15%. Para cada país foram geradas 1200 amostras supervisionadas, das quais 1020 foram usadas para treino e 180 para validação. No regime centralizado, a agregação dos quatro países resultou num conjunto total de 4800 amostras, composto por 4080 exemplos de treino e 720 exemplos de validação. Um exemplo abreviado de amostra supervisionada, incluindo os campos input_text e output_text, é apresentado no Anexo B.

Importa referir que a separação entre treino, validação e simulação não corresponde a uma divisão temporal estrita. Como os exemplos supervisionados foram amostrados aleatoriamente a partir do período histórico disponível, algumas datas do período posteriormente usado na simulação principal estão presentes nos conjuntos de treino ou validação. Assim, a avaliação realizada deve ser interpretada como uma simulação experimental controlada, orientada para comparar o comportamento relativo dos

regimes local, centralizado e federado, e não como uma validação temporal totalmente *out-of-sample* de uma estratégia de investimento.

Os dados de simulação resultam da execução do ABM após o treino de cada regime. Em cada dia simulado, o investidor observa o estado do mercado, o perfil de risco e a carteira atual. Depois, constrói-se um *prompt* para o Mistral, que atua como conselheiro financeiro, e o modelo gera uma proposta de alocação. Essa proposta é posteriormente combinada com a carteira corrente e sujeita às restrições do perfil de risco, originando a ação final executada na simulação. Nas simulações principais, cada investidor inicia o período com uma carteira de 10 000 €, distribuída pelos ativos disponíveis de acordo com as regras iniciais do simulador. O simulador regista um conjunto de experiências, incluindo o estado observado, a recomendação sugerida, a ação efetivamente executada, o retorno obtido, o risco assumido, o perfil do investidor e a identificação do regime de aprendizagem e do adaptador utilizado.

A avaliação do sistema foi definida privilegiando métricas financeiras e de conformidade com as restrições de cada perfil de investimento, em vez de métricas estritamente informáticas ou computacionais. Assim, mais do que avaliar apenas a capacidade do modelo para reproduzir texto ou minimizar erro de treino, a análise centra-se nas consequências das recomendações para a carteira dos investidores, nomeadamente em termos de retorno, risco, retorno ajustado ao risco, perdas, rotação da carteira e conformidade com o perfil de risco.

Entre as métricas financeiras incluem-se o retorno acumulado, o retorno anualizado, a volatilidade, os rácios de Sharpe e de *Sortino*, a perda máxima acumulada (*maximum drawdown*) e a rotação da carteira (*turnover*). As métricas de conformidade avaliam em que medida as decisões respeitam as restrições de cada perfil de investidor, incluindo a frequência com que os limites de alocação são ultrapassados e a dimensão desses desvios. A Tabela 2 apresenta estas métricas.

Tabela 2 - Métricas financeiras e de risco

Métrica	**Interpretação**
Retorno acumulado	Variação total do valor da carteira ao longo da simulação
Retorno anualizado	Retorno convertido para escala anual
Volatilidade	Variabilidade dos retornos da carteira
Rácio de Sharpe	Retorno obtido por unidade de risco total
Rácio de Sortino	Retorno obtido por unidade de risco negativo
Perda máxima acumulada (*maximum drawdown*)	Maior queda face ao valor máximo anterior da carteira
Rotação da carteira (*turnover*)	Grau médio de alteração dos pesos dos ativos da carteira ao longo da simulação
Violações de perfil	Frequência e dimensão dos desvios face às restrições do perfil

Para além da interpretação textual apresentada, as métricas podem ser formalizadas de forma simples. Considere-se V_0 como o valor inicial da carteira, V_T como o valor da carteira no final da simulação, R_t como o retorno diário da carteira no dia t, N como o número de dias de negociação simulados e r_f como a taxa livre de risco.

O retorno acumulado (R_{acum}) mede a variação total do valor da carteira ao longo da simulação:

$$R_{acum} = \frac{V_T}{V_0} - 1 \quad (1)$$

O retorno anualizado (R_{anual}) converte o retorno observado no período de simulação para uma escala anual, assumindo 252 dias de negociação por ano:

$$R_{anual} = (1 + R_{acum})^{(\frac{252}{N})} - 1 \quad (2)$$

A volatilidade anualizada (V_{anual}) é calculada a partir do desvio-padrão (σ_{R_t}) dos retornos diários:

$$V_{anual} = \sigma_{R_t} \times \sqrt{252} \quad (3)$$

O rácio de Sharpe mede o retorno obtido por unidade de risco total:

$$Sharpe = \frac{\overline{R_t} - r_f}{\sigma_{R_t}} \times \sqrt{252} \quad (4)$$

em que $\overline{R_t}$ representa o valor médio de R_t.

$$\overline{R_t} = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} R_t \quad (5)$$

No presente trabalho, a taxa livre de risco foi assumida como nula, pelo que a expressão anterior corresponde, na prática, à média dos retornos diários dividida pela volatilidade diária, anualizada por raiz de 252.

O rácio de Sortino segue uma lógica semelhante, mas considera apenas a volatilidade negativa (em que R_t^- representa os retornos negativos):

$$Sortino = \frac{\overline{R_t} - r_f}{\sigma_{R_t^-}} \times \sqrt{252} \quad (6)$$

A perda máxima acumulada, ou *maximum drawdown (MDD)*, mede a maior queda percentual da carteira relativamente ao valor máximo anteriormente atingido. Definindo P_t como o valor máximo da carteira observado até ao dia t, tem-se:

$$P_t = max_{\tau \leq t} V_t \quad (7)$$

$$MDD = max_t\left(\frac{P_t - V_t}{P_t}\right) \quad (8)$$

A rotação da carteira, ou *turnover*, é interpretada como o grau médio de alteração dos pesos dos ativos entre períodos consecutivos, refletindo a intensidade de rebalanceamento da carteira ao longo da simulação.

3.2 Modelo de linguagem de grande dimensão

O modelo de linguagem selecionado para este trabalho foi o Mistral-7B-Instruct-v0.2, disponibilizado através da plataforma Hugging Face e desenvolvido pela Mistral AI (Hugging Face, 2023). Trata-se de um modelo *open-weight* com aproximadamente sete mil milhões de parâmetros, previamente ajustado para seguir instruções, o que o torna adequado para tarefas em que o utilizador apresenta um contexto e espera uma resposta estruturada.

Durante o treino, o desempenho do modelo foi acompanhado através da distinção entre erro de treino e erro de validação. O erro de treino permite observar a capacidade do modelo para se ajustar aos exemplos utilizados no processo de aprendizagem, enquanto o erro de validação permite avaliar se esse ajustamento se mantém em exemplos não usados diretamente no treino. Esta distinção é importante para reduzir o risco de sobreajuste, isto é, a possibilidade de o modelo memorizar excessivamente os exemplos de treino sem generalizar adequadamente para novos dados.

O ajustamento do Mistral-7B-Instruct-v0.2 foi realizado com recurso a QLoRA, uma técnica de *fine-tuning* eficiente que combina a quantização do modelo base com o treino de adaptadores LoRA. Em vez de atualizar todos os parâmetros do modelo, os pesos principais do Mistral permanecem congelados, sendo treinados apenas pequenos módulos adicionais. Esta abordagem permite reduzir substancialmente os requisitos de memória e torna viável o ajustamento de um modelo de grande dimensão num ambiente *cloud* com GPU.

A configuração técnica foi mantida o mais parecida possível entre os três regimes de aprendizagem. A principal diferença encontra-se na organização dos dados e no número de épocas por etapa de treino. Nos regimes local e centralizado, o treino foi realizado diretamente durante duas épocas. No regime federado, cada cliente foi treinado durante uma época por ronda, sendo depois os adaptadores agregados por FedAvg. Como foram realizadas duas rondas federadas, cada país percorreu o seu conjunto de treino duas vezes no total.

A Tabela 3 resume a configuração técnica comum utilizada no ajustamento do modelo nos três regimes de aprendizagem.

Tabela 3 - Configuração do LLM

Elemento de configuração	Valor
Modelo base	Mistral-7B-Instruct-v0.2
Técnica de treino	QLoRA
Quantização	4 bits, NF4
Double quantization	Sim
Formato de cálculo	bfloat16
LoRA r	16
LoRA alpha	32
LoRA dropout	0,05
Módulos-alvo	Componentes de atenção do modelo
Taxa de aprendizagem	0,0002
Batch size por dispositivo	1
Acumulação de gradiente	8 passos
Batch size efetivo	8
Eval steps	50
Save steps	50
Checkpoints mantidos	2
Melhor modelo carregado no final	Sim
Comprimento máximo das sequências	1024 tokens

Nesta configuração, o parâmetro LoRA r define a dimensão interna dos adaptadores, enquanto o LoRA alpha controla a escala das atualizações aplicadas por esses adaptadores. O LoRA dropout funciona como mecanismo de regularização, reduzindo o risco de sobreajuste. Os adaptadores foram introduzidos em componentes de atenção do modelo, isto é, nas partes responsáveis por processar relações entre os elementos do texto de entrada. A identificação técnica desses componentes foi mantida na implementação, mas não constitui uma dimensão central da análise económica e financeira desenvolvida nesta dissertação. A acumulação de gradiente permite obter um tamanho de lote efetivo superior ao tamanho processado diretamente pela GPU, reduzindo os requisitos de memória. Os checkpoints correspondem a versões intermédias guardadas durante o treino, sendo mantidos apenas os dois mais recentes e carregado no final o modelo com melhor desempenho de validação.

O desenho e a escolha de toda a metodologia desenvolvida tiveram por base o equilíbrio adequado entre capacidade linguística, flexibilidade experimental e eficiência operacional, permitindo estudar o comportamento de um LLM em cenários de simulação financeira sem exigir uma infraestrutura de treino de larga escala, e sem custos elevados.

3.3 Regimes de aprendizagem: local, centralizado e federado

A comparação entre regimes de aprendizagem constitui o eixo experimental central da dissertação. Foram considerados três regimes: local, centralizado e federado. Esta comparação permite avaliar se a forma como os dados de treino são organizados influencia a qualidade das recomendações produzidas pelo

Mistral-7B-Instruct-v0.2, o desempenho financeiro das carteiras e a conformidade com os perfis de risco definidos. Em particular, o regime federado é analisado como alternativa ao treino centralizado, permitindo combinar conhecimento proveniente de diferentes mercados nacionais sem agregar diretamente os dados de treino num único conjunto. Ao longo da dissertação, as expressões "modelo local", "modelo centralizado" e "modelo federado" referem-se ao mesmo modelo base, Mistral-7B-Instruct-v0.2, combinado com o respetivo adaptador QLoRA treinado em cada regime. A Figura 3 esquematiza os três regimes de aprendizagem.

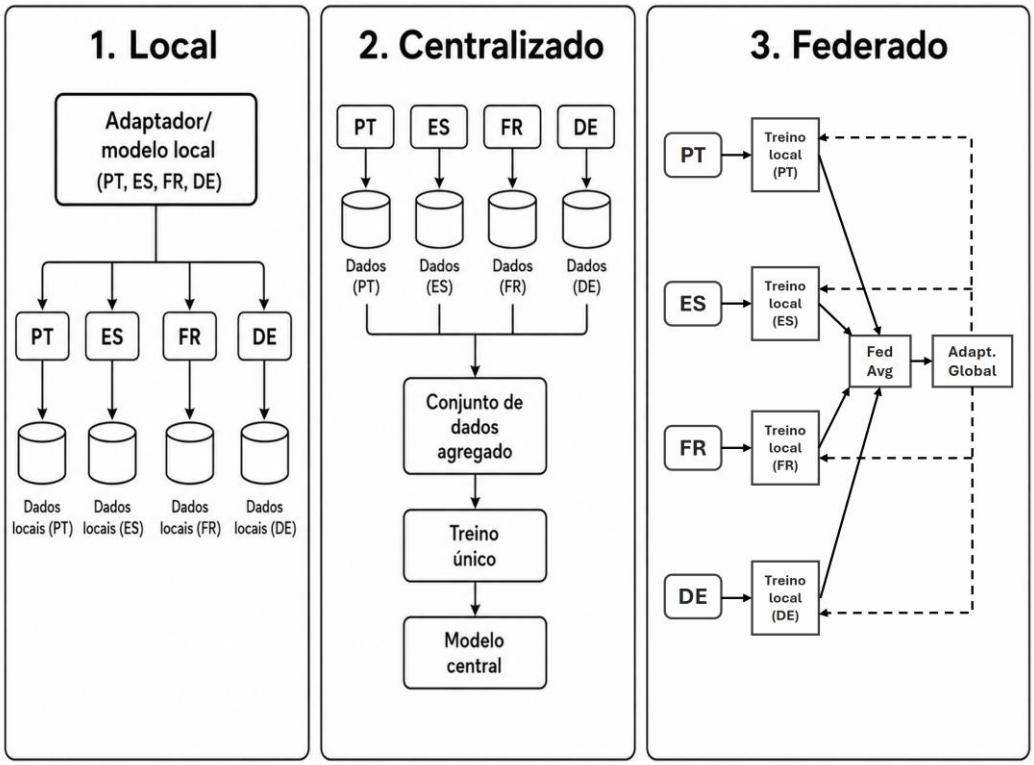


Figura 3 - Comparação entre os regimes de aprendizagem local, centralizado e federado

A Tabela 4 sintetiza as principais diferenças entre os três regimes experimentais.

Tabela 4 - Diferenças na configuração dos três regimes

Dimensão de Comparação	Local	Centralizado	Federado
Organização dos dados	Um conjunto por país	Dados agregados dos quatro países	Dados separados por país
Número de adaptadores	4 adaptadores locais	1 adaptador centralizado	1 adaptador global final
Países/clientes	PT, ES, FR, DE	PT + ES + FR + DE	PT, ES, FR, DE
Épocas	2	2	1 por ronda
Rondas federadas	Não aplicável	Não aplicável	2
Agregação FedAvg	Não	Não	Sim
Peso de cada país na agregação	Não aplicável	Não aplicável	25%

No regime local, foi treinado um adaptador QLoRA específico para cada país. Assim, cada país dispõe de adaptadores próprios, treinados exclusivamente com os dados supervisionados do respetivo mercado. Este regime permite avaliar se o treino com dados nacionais favorece a adaptação do modelo às características específicas de cada país, nomeadamente ao universo de ativos disponível, à composição dos investidores e às restrições associadas aos respetivos perfis de risco.

No regime centralizado, os dados dos quatro países foram agregados num único conjunto de treino e validação. A partir desse conjunto agregado, foi treinado um único adaptador QLoRA, posteriormente utilizado nas simulações de todos os países. Este regime permite avaliar se o aumento do volume e da diversidade dos dados melhora a robustez e a capacidade de generalização do modelo.

No regime federado, cada país foi tratado como um cliente federado independente. Assim, cada país mantém conjuntos de treino e validação separados, não sendo criado um *dataset* centralizado para esta configuração. Em cada ronda federada, cada cliente treina localmente os seus adaptadores QLoRA usando apenas os dados do respetivo país. No final da ronda, os adaptadores locais são agregados através do algoritmo FedAvg.

A agregação federada foi realizada apenas sobre os pesos dos adaptadores LoRA, e não sobre todos os parâmetros do Mistral. O módulo agregador calcula uma média ponderada dos adaptadores locais, utilizando como peso o número de exemplos de treino de cada cliente. Como os quatro países apresentam a mesma dimensão de treino, cada país contribui com 25% para a agregação. O adaptador global resultante de cada ronda é depois utilizado como ponto de partida para a ronda seguinte. Importa notar que esta agregação incide diretamente sobre os parâmetros dos adaptadores LoRA. Na prática, isto corresponde a uma aproximação à agregação das atualizações efetivas do modelo, uma vez que a atualização induzida por LoRA resulta da combinação de matrizes de baixa dimensão. Ainda assim, esta forma de agregação é coerente com o objetivo experimental da dissertação, pois permite comparar regimes de aprendizagem mantendo o modelo base congelado e agregando apenas os componentes treináveis.

A utilização de um LLM apresenta ainda uma vantagem metodológica neste contexto: os quatro países não partilham exatamente o mesmo universo de ativos domésticos, uma vez que cada mercado é representado por tickers diferentes. Num modelo tabular tradicional, esta diferença poderia dificultar a

agregação federada, por implicar espaços de variáveis distintos entre clientes. Neste trabalho, essa heterogeneidade é representada em texto no prompt, permitindo que o modelo processe diferentes ativos como elementos de uma mesma estrutura linguística de decisão.

Neste modelo, foram realizadas duas rondas federadas. Na primeira ronda, os quatro clientes partiram do modelo base Mistral-7B-Instruct-v0.2 e treinaram localmente os seus adaptadores durante uma época. Estes adaptadores foram posteriormente agregados, originando um primeiro adaptador global. Na segunda ronda, cada cliente iniciou o treino a partir desse adaptador global, realizou uma nova atualização local durante uma época e voltou a enviar o adaptador resultante para agregação. O adaptador global obtido no final da segunda ronda corresponde ao modelo federado final utilizado nas simulações.

A opção por duas rondas federadas foi definida de forma a manter a comparabilidade com os regimes local e centralizado, nos quais o treino decorreu durante duas épocas. No entanto, esta escolha também reflete uma restrição prática de custo computacional, uma vez que a realização de mais rondas federadas implicaria repetir várias etapas de treino em ambiente *cloud* com GPU. Assim, o regime federado deve ser interpretado como uma configuração controlada e comparável, mas não como uma exploração exaustiva do potencial da aprendizagem federada ao longo de muitas rondas de comunicação.

Esta simulação permite manter a comparabilidade entre os três regimes. Nos regimes local e centralizado, o treino decorre durante duas épocas. No regime federado, cada cliente treina durante uma época por ronda e são realizadas duas rondas, pelo que cada país percorre o seu conjunto de treino duas vezes no total. Assim, a diferença principal entre os regimes não está no número total de passagens pelos dados, mas sim na forma como a informação é organizada: separada por país no regime local, agregada num único conjunto no regime centralizado e distribuída com agregação de adaptadores no regime federado.

Importa salientar que a configuração federada implementada corresponde a uma simulação experimental realizada num único ambiente computacional. A separação dos dados por país é apenas metodológica, não existindo uma infraestrutura federada real com comunicação entre instituições independentes, nem mecanismos formais de privacidade, como agregação segura, privacidade diferencial, encriptação ou comunicação distribuída.

3.4 Infraestrutura de desenvolvimento

Do ponto de vista tecnológico, o GitHub é utilizado como sistema de controlo de versões e como repositório central do código, assegurando rastreabilidade das alterações e reprodutibilidade experimental.

O Hugging Face desempenha uma função central no acesso ao modelo base Mistral-7B-Instruct-v0.2 e às bibliotecas utilizadas no processo de carregamento, tokenização, quantização e treino do modelo.

O RunPod é usado como o ambiente de computação com GPU e a configuração utilizada consiste num *pod on-demand*, com 1× A40 (48 GB de VRAM), template RunPod PyTorch, 20 GB de *container disk* e 80–100 GB de volume persistente. Os dados de treino, validação e simulação foram mantidos no volume persistente do RunPod.

4 RESULTADOS E ANÁLISE

4.1 Organização dos resultados e método de agregação

As simulações foram realizadas individualmente para cada investidor, em cada país e em cada regime de aprendizagem. Assim, cada investidor possui uma trajetória própria de carteira ao longo dos 126 dias de negociação, bem como um conjunto individual de métricas financeiras e comportamentais. Os ficheiros de métricas apresentam uma linha por investidor, enquanto os ficheiros de simulação apresentam uma linha por investidor e por dia de negociação.

No total, cada regime inclui 57 investidores simulados: 10 em Portugal, 13 em Espanha, 17 em França e 17 na Alemanha. Para cada regime e país, foram confirmados os ficheiros de métricas e simulação esperados, com 126 datas entre 29 de março de 2016 e 20 de setembro de 2016. Por exemplo, Portugal apresenta 10 investidores e 1260 linhas de simulação, Espanha apresenta 13 investidores e 1638 linhas, enquanto França e Alemanha apresentam 17 investidores e 2142 linhas cada.

Faz-se notar que a média global é influenciada pela distribuição dos investidores entre países. França e Alemanha representam, em conjunto, 34 dos 57 investidores simulados, pelo que os resultados agregados por regime refletem com maior peso o comportamento destes dois mercados. Por esse motivo, a análise global deve ser complementada pela análise por país.

Os resultados agregados apresentados neste capítulo são obtidos a partir das métricas individuais dos investidores. Assim, quando se apresenta uma média por regime, por país ou por perfil, essa média corresponde à média aritmética das métricas dos investidores pertencentes ao respetivo grupo. Desta forma, os resultados não substituem as trajetórias individuais, mas sintetizam o comportamento médio observado no conjunto de investidores analisado.

A interpretação destes resultados deve ter em conta algumas considerações metodológicas. Em primeiro lugar, foi realizada uma única execução por regime de aprendizagem, não tendo sido efetuadas repetições com diferentes sementes aleatórias. Em segundo lugar, os investidores simulados não devem ser interpretados como observações estatisticamente independentes, uma vez que investidores do mesmo país partilham o mesmo período de mercado, o mesmo universo de ativos e as mesmas regras gerais de simulação. Em terceiro lugar, as tabelas apresentam médias pontuais e não incluem testes de significância estatística. Assim, as diferenças observadas entre regimes devem ser interpretadas como evidência exploratória no contexto desta simulação controlada, e não como diferenças estatisticamente generalizáveis.

Esta agregação foi realizada em três níveis. Em primeiro lugar, foram analisadas as métricas individuais de cada investidor, como retorno acumulado, retorno anualizado, volatilidade, rácio de Sharpe, rácio de *Sortino*, perda máxima acumulada (*maximum drawdown*) e rotação média da carteira (*turnover*). Em segundo lugar, estas métricas foram agrupadas por regime, país e perfil de investidor. Em terceiro lugar, para os gráficos de evolução temporal, o valor da carteira foi reconstruído diariamente a partir dos retornos diários de cada investidor, assumindo um capital inicial de 10 000 €, e posteriormente calculada a média das carteiras em cada data, país, perfil ou regime.

Para formalizar esta agregação, considere-se $V_{i,c,r,t}$ como o valor da carteira do investidor i, pertencente ao país c, avaliado no regime de aprendizagem r, no dia t. Considerando um capital inicial $V_0 = 10\,000$€, e sendo $R_{i,c,r,\tau}$ o retorno diário da carteira no dia τ, o valor da carteira é reconstruído da seguinte forma:

$$V_{i,c,r,t} = V_0 \prod_{\tau=1}^{t} \left(1 + R_{i,c,r,\tau}\right) \tag{9}$$

A partir destas trajetórias individuais, foram calculadas trajetórias médias para diferentes grupos de análise. Assim, para um determinado grupo G, por exemplo um país, um perfil de investidor ou um regime de aprendizagem, o valor médio da carteira no dia t é dado por:

$$\bar{V}_{G,t} = \frac{1}{N_G} \sum_{i \in G} V_{i,c,r,t} \tag{10}$$

em que $N_G$representa o número de investidores pertencentes ao grupo G. As métricas agregadas apresentadas nas tabelas resultam da média das métricas individuais dos investidores:

$$\bar{M}_G = \frac{1}{N_G} \sum_{i \in G} M_i \tag{11}$$

em que M_i representa uma métrica individual do investidor i. Como tal, as tabelas apresentadas ao longo deste capítulo não representam uma única carteira simulada, mas sim o comportamento médio dos investidores pertencentes a cada grupo de análise.

Antes da análise comparativa dos regimes, foi ainda verificada a consistência das alocações efetivamente executadas. Esta verificação incidiu sobre as carteiras finais utilizadas no cálculo dos retornos diários, confirmando que todas se encontravam devidamente normalizadas, com soma dos pesos igual a 1, considerando uma tolerância numérica de 10^{-6}. Também não foram identificados pesos negativos nem carteiras sem componente de liquidez. Esta validação é relevante porque as propostas iniciais geradas pelo modelo nem sempre se encontravam normalizadas, sendo posteriormente corrigidas pelo módulo de validação antes da execução.

Assim, importa distinguir entre uma proposta corrigida antes da execução e uma violação final do perfil de risco. O facto de uma recomendação ser ajustada pelo sistema não significa que a carteira final viole as restrições definidas. Pelo contrário, após a aplicação dos mecanismos de normalização e validação, não foram identificadas violações finais dos perfis de risco em nenhum dos regimes analisados. Deste modo, os resultados financeiros apresentados neste capítulo dizem respeito às carteiras finais executadas, e não às propostas inicialmente geradas pelo modelo de linguagem. Esta distinção reforça a interpretação do LLM como conselheiro financeiro integrado num sistema controlado por regras, e não como agente autónomo com total liberdade de execução.

O objetivo experimental desta dissertação é comparar os três regimes de aprendizagem entre si. Por esse motivo, os resultados não incluem uma comparação direta com estratégias de referência, como *buy-and-*

hold. Consequentemente, os resultados permitem comparar o comportamento relativo dos regimes local, centralizado e federado, mas não permitem concluir que o sistema baseado em LLM supera estratégias simples de referência.

4.2 Comparação geral entre regimes de aprendizagem

A Tabela 5 apresenta uma comparação agregada dos três regimes de aprendizagem. Os valores correspondem à média das métricas individuais dos investidores simulados em todos os países. Esta tabela deve ser interpretada como uma visão global do comportamento dos regimes, sendo posteriormente complementada por análises por país e por perfil de investidor.

Tabela 5 - Resultados gerais para os três regimes

Regime	Retorno acumulado	Retorno anualizado	Volatilidade	Sharpe	Sortino	Perda max. acumulada	Turnover	Violações finais
Local	1,60%	3,27%	9,57%	0,3388	0,4271	5,70%	10,07%	0
Centralizado	2,27%	4,62%	10,31%	0,4975	0,6223	5,96%	12,05%	0
Federado	1,50%	3,09%	7,89%	0,4205	0,5464	5,06%	8,56%	0

Nesta simulação, os resultados globais indicam que o regime centralizado apresenta o maior retorno acumulado médio, com 2,27%, e o maior rácio de Sharpe, com 0,4975. Este resultado é compatível com a hipótese de que a agregação dos dados dos quatro países num único conjunto de treino possa ter beneficiado a capacidade geral do modelo para produzir recomendações com maior retorno médio.

No entanto, o regime federado apresenta, nesta execução, os resultados mais favoráveis em termos de estabilidade. Embora o seu retorno acumulado médio seja ligeiramente inferior ao do regime local e inferior ao do regime centralizado, o federado apresenta a menor volatilidade média, 7,89%, a menor perda máxima acumulada, 5,06%, e a menor rotação média da carteira, 8,56%. Assim, o regime federado parece produzir carteiras menos voláteis, ainda que sem maximizar o retorno médio global.

Por sua vez, o regime local apresenta desempenho intermédio em algumas métricas, mas não se destaca globalmente nem em retorno nem em controlo de risco. Estes resultados sugerem que a comparação entre regimes não deve ser feita apenas pelo retorno acumulado, sendo necessário considerar também o equilíbrio entre retorno, risco, perda máxima acumulada e rotação da carteira.

4.3 Análise por país

A análise agregada deve ser complementada por uma leitura por país, uma vez que os mercados nacionais apresentam universos de ativos e dinâmicas distintas. A Tabela 6 apresenta os principais resultados financeiros por país e regime de aprendizagem.

Tabela 6 - Resultados por país e regime de aprendizagem

País	Regime	Retorno acumulado	Volatilidade	Sharpe	Sortino	Perda max. acumulada	Turnover
PT	Local	0,04%	6,35%	0,0513	0,0655	3,89%	8,46%
PT	Centralizado	1,48%	10,08%	0,3017	0,3591	5,24%	10,57%
PT	Federado	-1,46%	5,55%	-0,4039	-0,4048	4,33%	7,22%
ES	Local	3,78%	9,78%	0,7717	0,9791	5,00%	8,24%
ES	Centralizado	1,93%	11,86%	0,3681	0,3661	7,76%	11,03%
ES	Federado	2,25%	8,82%	0,5413	0,6348	6,14%	8,39%
FR	Local	0,67%	11,65%	0,0972	0,1028	7,60%	11,96%
FR	Centralizado	1,34%	10,67%	0,2508	0,2532	6,69%	12,67%
FR	Federado	0,94%	9,33%	0,175	0,18	5,61%	9,45%
DE	Local	1,78%	9,22%	0,4186	0,542	5,40%	10,52%
DE	Centralizado	3,94%	8,91%	0,9582	1,342	4,29%	13,08%
DE	Federado	3,22%	7,11%	1,0586	1,4046	4,13%	8,59%

Os resultados observados nesta simulação indicam que o desempenho dos regimes varia entre países.

Em Portugal, o regime centralizado apresenta o melhor desempenho, com retorno acumulado médio de 1,48%, enquanto o regime federado apresenta retorno negativo de -1,46%. Este resultado sugere que, no caso português, a agregação federada não foi suficiente para produzir recomendações competitivas em termos de retorno, apesar de apresentar menor volatilidade e menor *turnover*.

Em Espanha, o regime local apresenta o melhor retorno acumulado médio, com 3,78%, e o melhor rácio de Sharpe. No entanto, o regime federado supera o centralizado em retorno, volatilidade, Sharpe e turnover, o que indica que a aprendizagem federada foi mais competitiva do que a centralizada neste mercado.

Em França, o regime centralizado apresenta o maior retorno médio, mas o federado apresenta a menor volatilidade, menor perda máxima acumulada e o menor turnover. Assim, o federado não maximiza o retorno, mas apresenta um perfil de risco mais controlado.

Na Alemanha, o regime centralizado apresenta o maior retorno acumulado, com 3,94%, mas o regime federado apresenta o melhor rácio de Sharpe e o melhor rácio de Sortino. Este resultado deve ser interpretado com cautela, mas é compatível com a ideia de que, neste mercado e nesta execução, o federado obteve melhor equilíbrio entre retorno e risco.

A Figura 4 e a Figura 5 representam graficamente o retorno acumulado médio e o rácio de Sharpe por país e regime, permitindo visualizar as diferenças entre mercados.

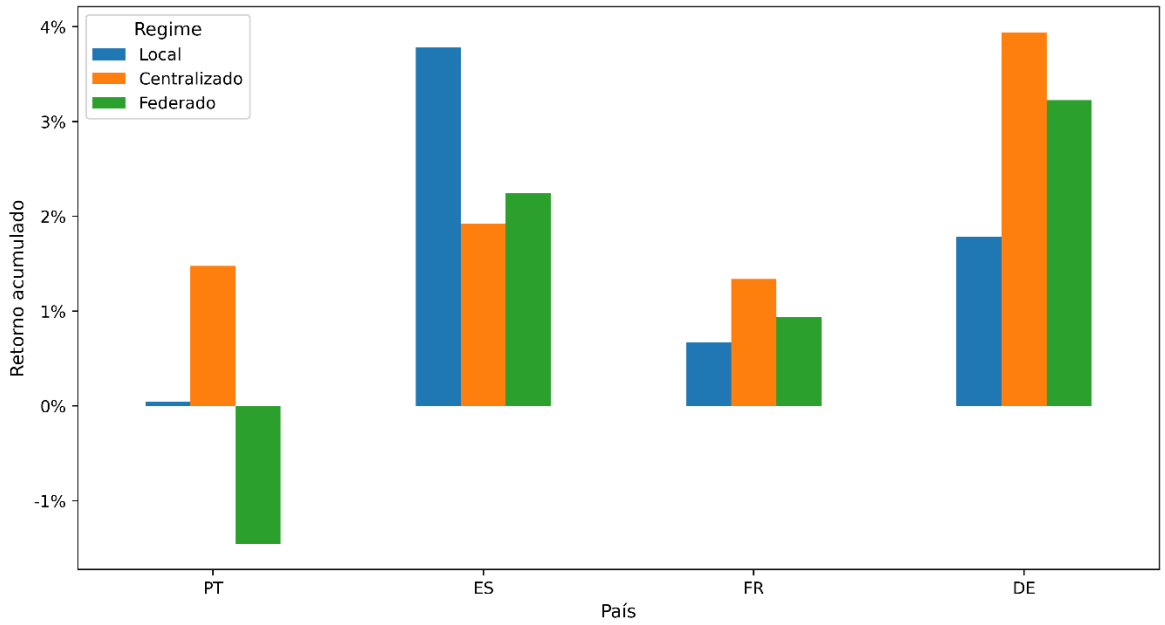


Figura 4 - Retorno acumulado médio por país e regime

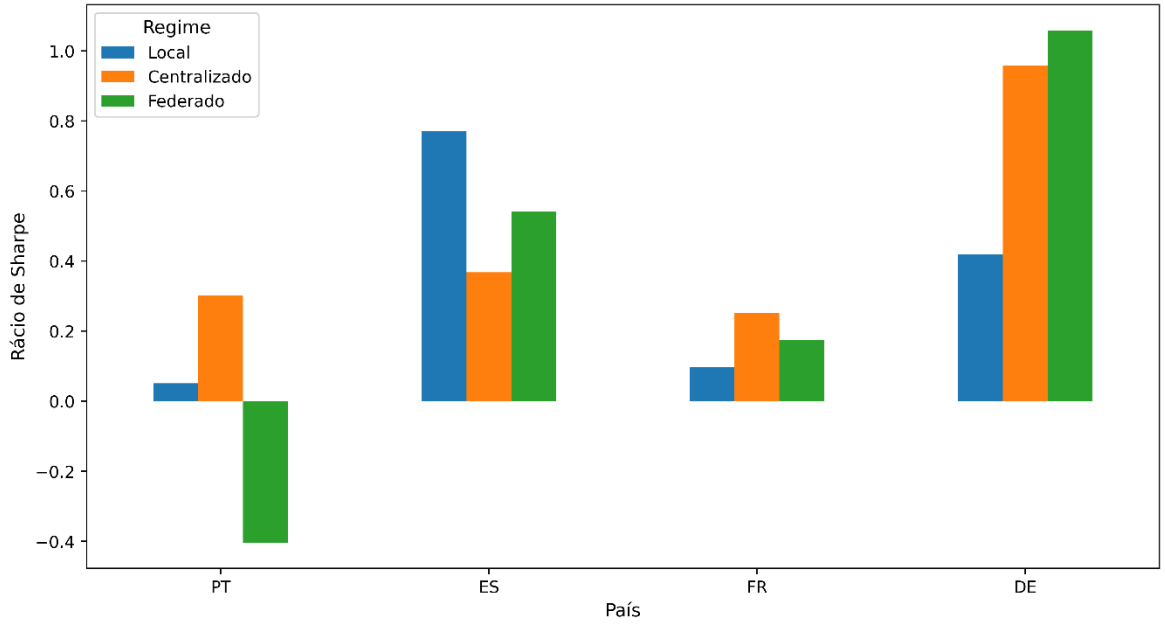


Figura 5 - Rácio de Sharpe médio por país e regime

A análise gráfica confirma que não existe um regime dominante em todos os países. O centralizado destaca-se em Portugal, França e Alemanha em termos de retorno, enquanto o local apresenta melhor desempenho em Espanha. O federado, por sua vez, revela maior competitividade em Espanha e Alemanha, especialmente quando a comparação considera métricas ajustadas ao risco.

Para além das métricas agregadas, foram também analisadas as trajetórias médias das carteiras ao longo do período de simulação, tal como exposto nas Figuras 6 a 9. Em cada data, o valor médio da carteira foi calculado a partir das carteiras individuais dos investidores de cada país e regime.

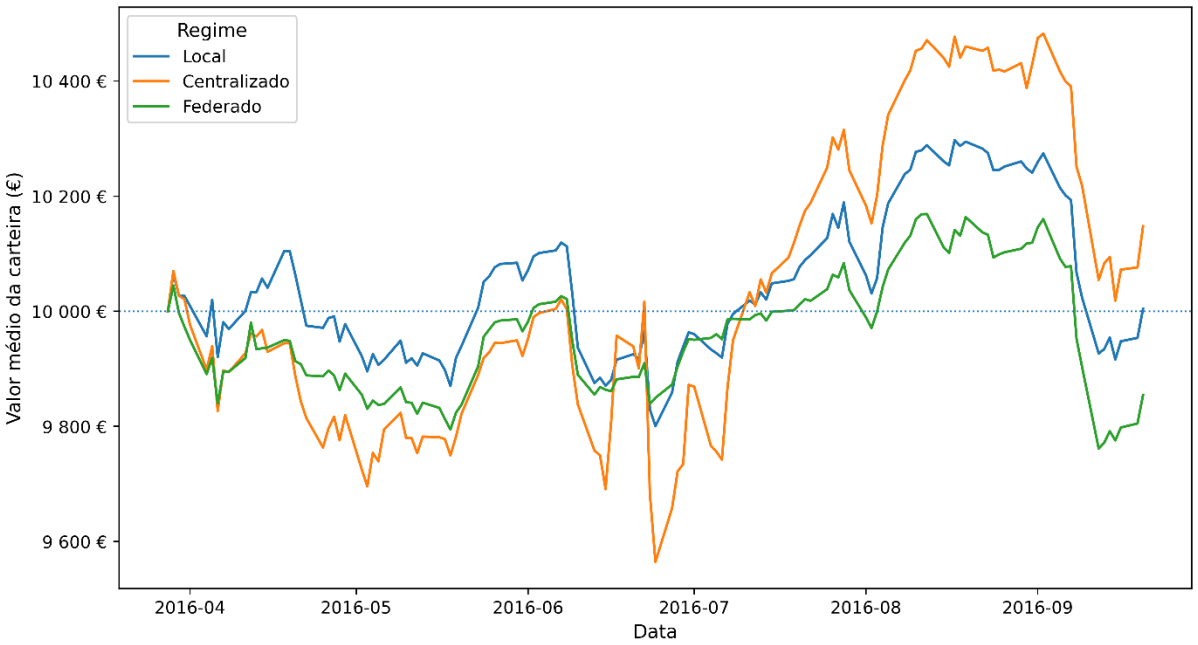


Figura 6 – Evolução do valor médio da carteira em Portugal por regime de aprendizagem

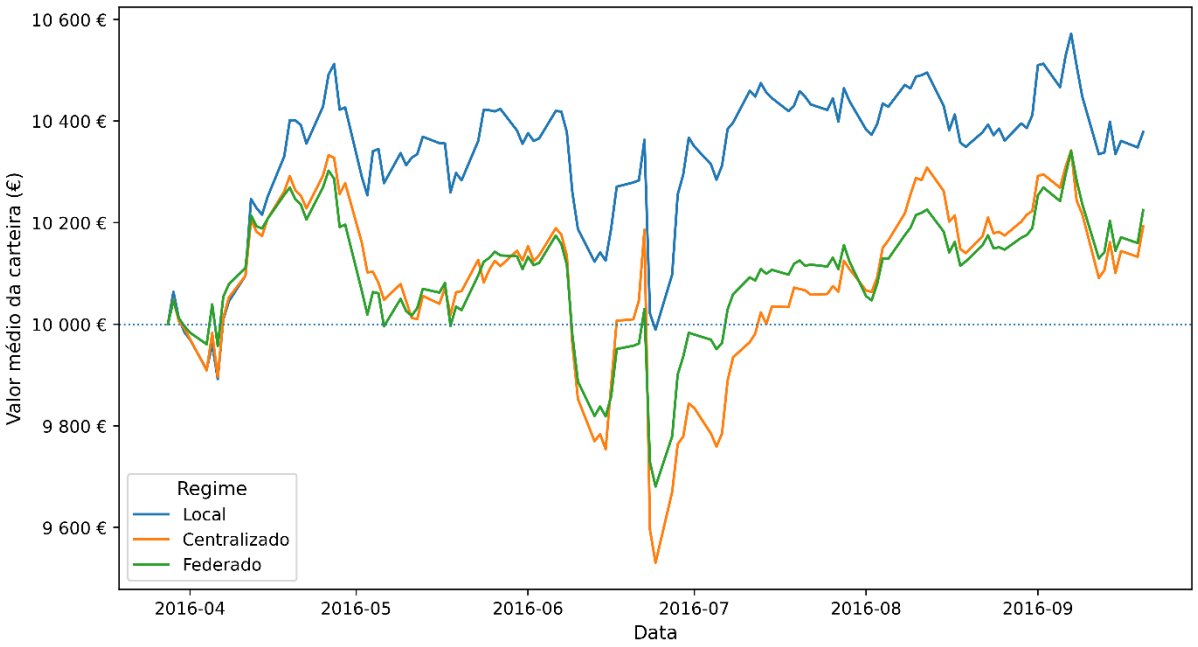


Figura 7 – Evolução do valor médio da carteira em Espanha por regime de aprendizagem

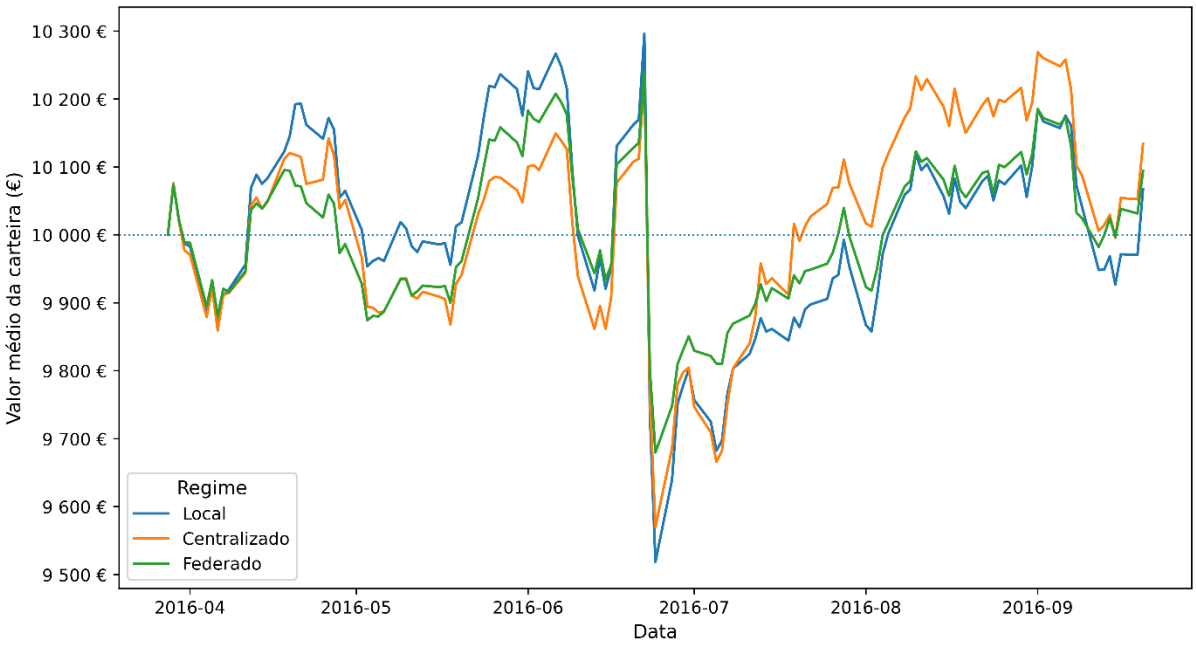


Figura 8 – Evolução do valor médio da carteira em França por regime de aprendizagem

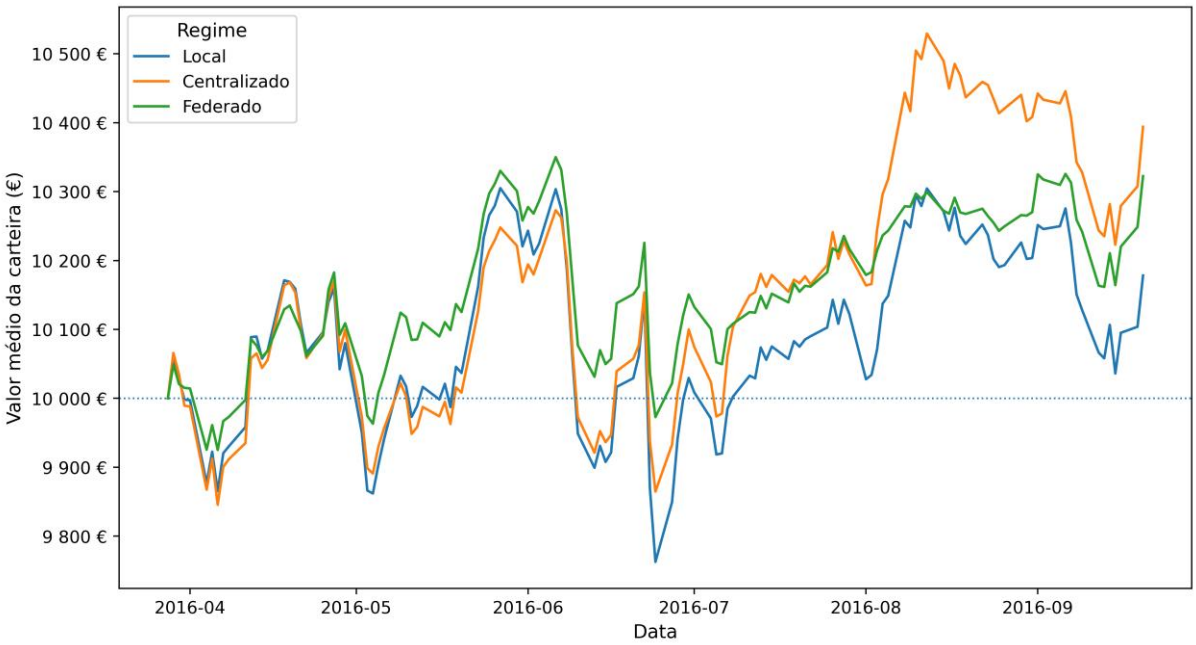


Figura 9 – Evolução do valor médio da carteira na Alemanha por regime de aprendizagem

As trajetórias médias permitem observar não apenas o valor final da carteira média, mas também a estabilidade do comportamento ao longo do período, o que permite identificar regimes que produzem maior retorno final, mas com oscilações mais acentuadas, ou regimes que apresentam evolução mais estável, mesmo com retorno final inferior.

4.4 Análise por perfil de investidor

A Tabela 7 apresenta os resultados agregados por perfil de investidor. Esta análise é relevante porque os investidores conservadores, moderados e agressivos têm limites distintos de exposição a ações, liquidez, concentração por ativo e tolerância a perdas. Como tal, o desempenho dos regimes deve ser avaliado não apenas por país, mas também pela forma como se comportam perante diferentes níveis de risco.

Tabela 7 - Resultados financeiros por perfil de investidor e regime

Perfil	Regime	Retorno acumulado	Volatilidade	Sharpe	Sortino	Perda max. acumulada	Turnover
Conservador	Local	0,85%	6,00%	0,3438	0,4434	3,60%	8,30%
Conservador	Centralizado	2,26%	7,10%	0,6883	0,9202	4,03%	10,38%
Conservador	Federado	1,61%	4,95%	0,782	1,0349	2,97%	7,43%
Moderado	Local	2,09%	10,32%	0,3617	0,4636	6,13%	10,68%
Moderado	Centralizado	2,07%	11,36%	0,3863	0,4496	6,67%	12,66%
Moderado	Federado	0,40%	8,92%	0,0091	0,0241	5,88%	9,11%
Agressivo	Local	1,71%	12,82%	0,2916	0,3411	7,65%	11,25%
Agressivo	Centralizado	2,65%	12,58%	0,4509	0,5474	7,19%	13,09%
Agressivo	Federado	3,32%	9,82%	0,6903	0,8508	6,31%	9,03%

Nos investidores conservadores, o regime centralizado apresenta o maior retorno acumulado médio, com 2,26%. No entanto, o regime federado apresenta melhor rácio de Sharpe, melhor rácio de Sortino, menor volatilidade, menor perda máxima acumulada e menor *turnover*. Isto sugere que, para perfis conservadores, o federado não maximiza o retorno, mas produz carteiras mais eficientes em termos de risco.

Nos investidores moderados, o regime federado apresenta o pior desempenho relativo. O retorno acumulado médio é de apenas 0,40%, com rácio de Sharpe próximo de zero. Este resultado sugere que a agregação federada não generalizou de forma adequada para este perfil específico, apesar de manter menor volatilidade do que os regimes local e centralizado.

Nos investidores agressivos, o regime federado apresenta o melhor desempenho global, com retorno acumulado médio de 3,32%, Sharpe de 0,6903 e Sortino de 0,8508. Este resultado sugere que, nesta simulação, o regime federado produziu recomendações mais favoráveis para investidores com maior tolerância ao risco, mantendo simultaneamente menor volatilidade e menor *turnover* do que os restantes regimes, embora esta conclusão deva ser interpretada como evidência exploratória.

As Figuras 10 e 11 apresentam, respetivamente, a comparação do retorno acumulado médio e do rácio de Sharpe médio por perfil de investidor e regime.

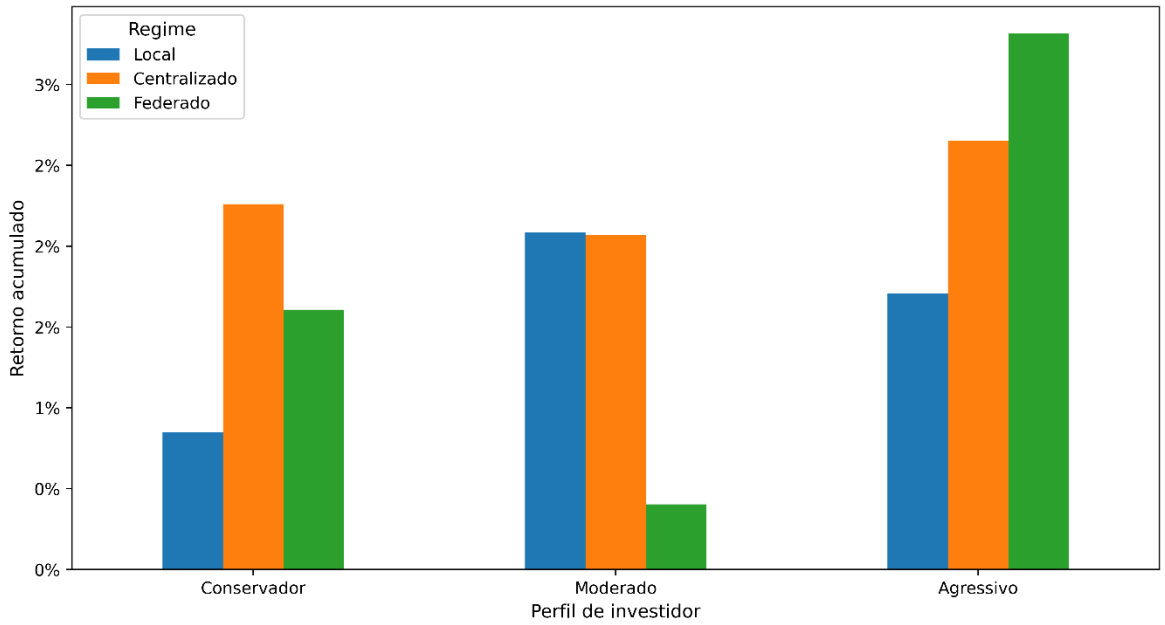


Figura 10 - Retorno acumulado médio por perfil de investidor e regime

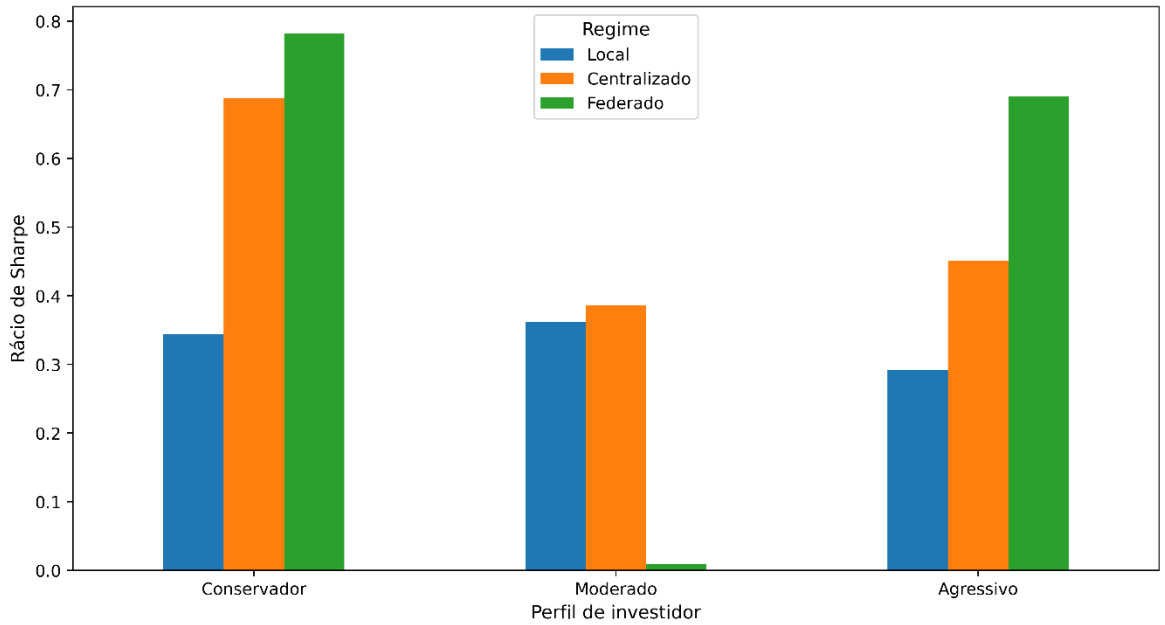


Figura 11 - Rácio de Sharpe médio por perfil de investidor e regime

A análise gráfica evidencia que o efeito dos regimes de aprendizagem não é uniforme entre perfis. O regime federado apresenta um desempenho particularmente forte no perfil agressivo e resultados ajustados ao risco favoráveis no perfil conservador, mas revela fragilidade no perfil moderado.

4.5 Conformidade com os perfis de risco

Como referido anteriormente, as carteiras finais executadas foram sujeitas a mecanismos de normalização e validação. Os resultados, presentes na Tabela 8 confirmam que, em todos os regimes, as violações finais dos perfis de risco foram nulas.

Tabela 8 - Violações nas restrições dos investidores

Regime	Violações finais médias	Percentagem de dias com violação final
Local	0	0,00%
Centralizado	0	0,00%
Federado	0	0,00%

Este resultado deve ser interpretado sobretudo como uma validação do funcionamento do módulo de controlo e restrições. A ausência de violações finais não significa que o LLM tenha produzido sempre recomendações originalmente conformes com os perfis de risco, mas sim que as carteiras efetivamente executadas foram corrigidas e normalizadas antes do cálculo dos retornos.

4.6 Análise específica do regime federado

A Tabela 9 apresenta uma comparação direta do regime federado face aos regimes local e centralizado. Os resultados apresentados são a diferença do retorno (Δretorno), do rácio de Sharpe (ΔSharpe) e de *turnover* (Δturnover) entre o regime federado e o regime central ou local, e são calculados subtraindo às métricas resultantes do regime federado as métricas resultantes dos regimes central ou local.

Tabela 9 - Diferenças nas métricas financeiras entre o regime federado e o regime local e central, por país

País	Δretorno Fed - Local	Δretorno Fed - Central	ΔSharpe Fed - Local	ΔSharpe Fed - Central	Δturnover Fed - Local	Δturnover Fed - Central
PT	-1,50 p.p.	-2,93 p.p.	-0,4551	-0,7056	-1,24 p.p.	-3,35 p.p.
ES	-1,54 p.p.	0,32 p.p.	-0,2304	0,1732	0,16 p.p.	-2,64 p.p.
FR	0,27 p.p.	-0,40 p.p.	0,0778	-0,0759	-2,51 p.p.	-3,22 p.p.
DE	1,44 p.p.	-0,72 p.p.	0,6400	0,1004	-1,93 p.p.	-4,50 p.p.

Os resultados mostram que o comportamento do regime federado varia entre países. Em Portugal, o federado apresenta desempenho inferior tanto ao local como ao centralizado, embora apresente menor *turnover* face aos dois regimes, indicando que a estabilidade adicional do federado não foi acompanhada por maior retorno neste mercado.

Em Espanha, o federado supera o centralizado em retorno acumulado e Sharpe, embora fique abaixo do local. Este resultado sugere que, neste país, o federado representa uma solução intermédia, mais competitiva do que o centralizado, mas ainda inferior ao regime local.

Em França, o federado supera o local em retorno e Sharpe, mas fica abaixo do centralizado. No entanto, apresenta menor *turnover* do que ambos, reforçando a ideia de que o regime federado tende a produzir menor rotatividade da carteira.

Na Alemanha, o federado apresenta um resultado favorável em métricas ajustadas ao risco. Embora fique ligeiramente abaixo do centralizado em retorno acumulado, supera tanto o local como o centralizado em Sharpe. Isto sugere que, neste mercado, o federado obteve melhor equilíbrio entre retorno e risco.

Em síntese, o regime federado não domina sistematicamente os restantes regimes em termos de retorno acumulado. No entanto, apresenta vantagens consistentes em termos de *turnover* e, em vários casos, em métricas ajustadas ao risco. Assim, a sua relevância não está apenas na maximização do retorno, mas na capacidade de aproximar o desempenho dos restantes regimes mantendo uma lógica de aprendizagem distribuída, sem centralização direta dos dados de treino.

4.7 Síntese dos resultados

Os resultados indicam que o regime centralizado apresenta o melhor desempenho médio em termos de retorno acumulado e o maior rácio de Sharpe na análise global quando se considera o conjunto global de investidores. Este resultado é coerente com a hipótese de que a agregação dos dados dos quatro países pode beneficiar a capacidade geral de aprendizagem do modelo, isto é, de que quantos mais dados de treino e validação são fornecidos ao modelo, melhor é o seu desempenho.

No entanto, o regime federado apresenta resultados relevantes em termos de estabilidade. Apesar de não ser superior ao centralizado no retorno global, apresenta menor volatilidade, menor perda máxima acumulada e menor *turnover*. Além disso, nos casos da Alemanha e do perfil agressivo, o federado apresenta desempenho superior em métricas ajustadas ao risco.

O regime local revela vantagens específicas em alguns mercados, sobretudo em Espanha, onde apresenta o melhor retorno acumulado e o melhor Sharpe, o que significa que a especialização local pode ser vantajosa quando as características nacionais do mercado são particularmente relevantes para a tomada de decisão.

Por último, a ausência de violações finais de perfil em todos os regimes confirma que o módulo de restrições funcionou como mecanismo de segurança, garantindo a conformidade das carteiras executadas.

A Tabela 10 apresenta uma síntese e a interpretação dos resultados observados.

Tabela 10 - Síntese e interpretação de resultados

Critério	Resultado observado	Interpretação
Melhor retorno global	Centralizado	Beneficia da agregação dos dados dos quatro países
Melhor estabilidade global	Federado	Menor volatilidade, menor *drawdown* e menor *turnover*
Melhor país para o federado	Alemanha	Melhor Sharpe e Sortino do que os restantes regimes
Caso mais fraco do federado	Portugal	Retorno negativo e Sharpe negativo
Melhor perfil para o federado	Agressivo	Maior retorno e melhor Sharpe
Pior perfil para o federado	Moderado	Retorno e Sharpe baixos no federado
Conformidade com perfis	Todos os regimes	Carteiras finais conformes após validação e normalização

5 CONCLUSÕES

A presente dissertação teve como objetivo analisar de que forma diferentes regimes de organização e partilha de informação podem influenciar a qualidade das recomendações de carteira e o apoio à decisão financeira, considerando investidores com diferentes perfis de risco e informação proveniente de vários mercados domésticos. Para esse efeito, foi desenvolvido um sistema de aconselhamento financeiro baseado num modelo de linguagem de grande dimensão, utilizado como conselheiro financeiro num ambiente de simulação baseada em agentes.

O contributo distintivo da dissertação está na análise do regime federado como alternativa ao treino centralizado, permitindo explorar uma lógica de aprendizagem colaborativa entre mercados domésticos distintos sem centralização direta dos dados de treino. Assim, a dissertação não se limita a testar um LLM em contexto financeiro, mas avalia também como diferentes formas de aprendizagem condicionam o comportamento das recomendações de alocação de carteiras.

O trabalho desenvolvido permitiu cumprir os principais objetivos inicialmente propostos. Em primeiro lugar, foi concebido e implementado um ambiente de simulação baseado em agentes, com investidores distribuídos por quatro mercados europeus: Portugal, Espanha, França e Alemanha. Cada país foi representado através de um conjunto próprio de ativos domésticos, complementado por ativos globais, e cada investidor foi caracterizado segundo um perfil conservador, moderado ou agressivo. Esta configuração permitiu estudar o comportamento do sistema em condições heterogéneas, tanto ao nível dos mercados como ao nível dos investidores.

Em segundo lugar, foi implementado um processo de adaptação do modelo de linguagem através de QLoRA, permitindo ajustar o Mistral-7B-Instruct-v0.2 a uma tarefa específica de recomendação de alocação de carteiras, com custos computacionais controlados. Esta opção mostrou-se adequada ao contexto experimental da dissertação, uma vez que permitiu treinar adaptadores específicos sem alterar os pesos principais do modelo base. Assim, foi possível comparar diferentes regimes de aprendizagem mantendo constante o mesmo LLM de base.

Importa sublinhar que o sistema desenvolvido não avalia o LLM como decisor financeiro autónomo. O modelo foi treinado a partir de recomendações-alvo geradas por uma heurística e as suas propostas foram posteriormente sujeitas a validação e restrições antes da execução. Assim, o contributo do LLM deve ser entendido como a sua integração num sistema de aconselhamento estruturado, capaz de produzir propostas de alocação compatíveis com um formato de decisão controlado, e não como prova de superioridade autónoma face a estratégias tradicionais.

A comparação entre os regimes local, centralizado e federado constitui o contributo central da dissertação. Os resultados mostram que o regime centralizado apresenta o melhor desempenho médio global em termos de retorno acumulado e rácio de Sharpe. Este resultado sugere que a agregação dos dados dos quatro países num único conjunto de treino pode beneficiar a capacidade geral do modelo

para produzir recomendações financeiramente mais rentáveis. No entanto, esta vantagem não é uniforme em todos os mercados nem em todos os perfis de investidor.

O regime federado apresentou um comportamento particularmente relevante. Apesar de não superar o regime centralizado em retorno acumulado global, revelou vantagens em termos de estabilidade, apresentando menor volatilidade média, menor perda máxima acumulada e menor rotação da carteira. Isto significa que a aprendizagem federada pode construir carteiras mais estáveis e menos sujeitas a alterações frequentes, ainda que nem sempre maximize o retorno. A sua vantagem está, portanto, no equilíbrio entre desempenho, controlo de risco e organização distribuída dos dados.

A análise por país mostrou que não existe um regime dominante em todos os mercados. Em Portugal, o regime centralizado apresentou o melhor desempenho, enquanto o federado registou retorno negativo. Em Espanha, o regime local revelou o melhor desempenho, sugerindo que a especialização nacional pode ser vantajosa em determinados contextos. Em França, o centralizado obteve maior retorno, mas o federado apresentou melhor controlo de risco. Na Alemanha, o federado destacou-se por alcançar melhor rácio de Sharpe e de Sortino, apesar de ter um retorno acumulado ligeiramente inferior ao centralizado.

A análise por perfil de investidor também revelou diferenças importantes. Nos investidores conservadores, o regime centralizado apresentou maior retorno, mas o federado obteve melhores métricas ajustadas ao risco. Nos investidores moderados, o federado revelou o desempenho mais fraco, com retorno reduzido e rácio de Sharpe próximo de zero. Por outro lado, nos investidores agressivos, o regime federado apresentou o melhor desempenho global, com maior retorno acumulado e melhores rácios de Sharpe e Sortino. Assim, os resultados sugerem que o impacto dos regimes de aprendizagem depende não apenas do país, mas também do perfil de risco do investidor.

Um resultado particularmente importante prende-se com a conformidade das carteiras finais. Em todos os regimes analisados, as violações finais dos perfis de risco foram nulas. Além disso, foi verificado que as alocações finais utilizadas no cálculo dos retornos se encontravam normalizadas, com soma dos pesos igual a 1, sem pesos negativos e com componente de liquidez presente. Este resultado confirma que o módulo de validação desempenhou um papel essencial no sistema, corrigindo propostas intermédias do modelo antes da execução e garantindo que as carteiras finais respeitavam as regras definidas.

Deste modo, o LLM não deve ser interpretado como um agente autónomo que executa livremente decisões de investimento, mas como um conselheiro financeiro integrado num sistema controlado por regras. Esta distinção é central para a dissertação, uma vez que permite conciliar a flexibilidade linguística e interpretativa dos LLMs com mecanismos formais de controlo de risco. O sistema desenvolvido mostra que modelos de linguagem podem ser integrados em ambientes de decisão financeira, desde que as suas recomendações sejam submetidas a validação e restrições explícitas antes da execução.

5.1 Limitações e Trabalhos Futuros

Apesar dos resultados obtidos, a dissertação apresenta algumas limitações. Em primeiro lugar, a aprendizagem federada foi simulada num único ambiente computacional, não correspondendo a uma infraestrutura federada real com comunicação entre instituições independentes. Assim, não foram implementados mecanismos formais de privacidade, como agregação segura, privacidade diferencial, encriptação ou comunicação distribuída. Em segundo lugar, os dados supervisionados utilizados no treino foram gerados por uma heurística, e não por especialistas humanos, o que limita a interpretação da qualidade das recomendações aprendidas. Em terceiro lugar, a avaliação principal foi realizada sobre um horizonte de 126 dias de negociação, pelo que os resultados devem ser interpretados como evidência experimental num ambiente controlado, e não como validação robusta de uma estratégia de investimento aplicável em contexto real. A escolha deste horizonte temporal esteve também condicionada por restrições de tempo e custo computacional. A extensão da simulação a períodos mais longos ou a múltiplas repetições exigiria novas execuções do modelo em ambiente *cloud*, aumentando substancialmente o custo experimental.

Uma limitação adicional prende-se com a robustez estatística dos resultados. As simulações foram realizadas numa única execução por regime, não tendo sido repetidas com diferentes sementes aleatórias. Além disso, os investidores simulados não constituem observações independentes, uma vez que partilham o mesmo período de mercado e regras comuns dentro de cada país. Por este motivo, as diferenças observadas entre regimes devem ser interpretadas como evidência exploratória e não como resultados estatisticamente significativos. A realização de múltiplas execuções, por exemplo com três a cinco sementes diferentes, teria permitido avaliar melhor a estabilidade dos resultados, mas implicaria custos computacionais adicionais associados à utilização de GPU em ambiente *cloud*, o que ficou fora do orçamento disponível para esta dissertação.

Outra limitação relevante prende-se com a ausência de uma divisão temporal estrita entre treino, validação e simulação. Como os exemplos supervisionados foram amostrados aleatoriamente a partir do período histórico disponível, algumas datas usadas na simulação estão presentes nos conjuntos de treino ou validação. Por esse motivo, a análise realizada deve ser entendida como uma comparação controlada entre regimes de aprendizagem, e não como uma avaliação totalmente *out-of-sample*. Esta limitação não invalida a comparação entre regimes, uma vez que todos foram avaliados sob condições semelhantes, mas deve ser considerada na interpretação dos resultados.

Como trabalho futuro, seria relevante alargar o horizonte temporal de simulação e testar o sistema em diferentes períodos de mercado, incluindo fases de maior instabilidade financeira. Também seria útil incluir mais países, mais ativos e diferentes classes de instrumentos financeiros, de forma a avaliar a robustez do sistema em contextos mais variados. Outra possível linha de desenvolvimento consistiria em comparar diferentes modelos de linguagem, incluindo modelos financeiros especializados e modelos de maior dimensão, para avaliar se os resultados observados dependem do Mistral-7B-Instruct-v0.2 ou se se mantêm com outras arquiteturas. Outra extensão importante consistiria em comparar os regimes analisados com estratégias de referência, como *buy-and-hold*, o que permitiria isolar melhor o contributo específico do modelo de linguagem face a regras simples de alocação.

No caso específico da aprendizagem federada, os trabalhos futuros poderiam implementar uma infraestrutura federada real, com clientes distribuídos, comunicação entre nós e mecanismos de preservação de privacidade. Poderiam também ser testados métodos de agregação alternativos ao FedAvg, como abordagens ponderadas pela qualidade do desempenho local, métodos sensíveis à heterogeneidade dos dados ou estratégias de personalização por país e por perfil de investidor. Estas extensões permitiriam avaliar se o desempenho do regime federado pode ser melhorado, sobretudo nos casos em que apresentou resultados mais fracos, como Portugal e o perfil moderado.

Por fim, seria relevante integrar fontes adicionais de informação no processo de decisão, nomeadamente notícias financeiras, sentimento de mercado, indicadores macroeconómicos ou informação das empresas. A inclusão destas fontes permitiria explorar de forma mais completa as capacidades linguísticas dos LLMs, aproximando o sistema de cenários reais de apoio à decisão financeira, nos quais os investidores combinam informação quantitativa e qualitativa.

Em conclusão, a dissertação mostra que é possível integrar um LLM *open-weight* num ambiente de simulação financeira baseado em agentes, utilizando-o como conselheiro de alocação de carteiras sujeito a restrições de risco. Os resultados indicam que o regime centralizado tende a apresentar melhor desempenho médio em retorno, enquanto o regime federado se destaca pela estabilidade e pelo menor turnover, revelando-se competitivo em determinados mercados e perfis. Mais do que identificar um regime universalmente superior, o estudo sugere que a organização dos dados de aprendizagem influencia de forma relevante o comportamento das recomendações financeiras no contexto experimental analisado. Esta conclusão reforça a importância de avaliar LLMs financeiros não apenas pela qualidade textual das suas respostas, mas também pelo impacto das suas recomendações em métricas de retorno, risco, estabilidade e conformidade com restrições de investimento.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Axtell, R. L., & Farmer, J. D. (2025). Agent-Based Modeling in Economics and Finance: Past, Present, and Future. *Journal of Economic Literature*, *63*(1), 197–287. https://doi.org/10.1257/jel.20221319

Bergmann, D. (s.d.). *What is Fine-Tuning?* Obtido 13 de julho de 2026, de https://www.ibm.com/think/topics/fine-tuning

Chen, K., Ahmad, H., Goel, D., & Szabo, C. (2025). *3S-Trader: A Multi-LLM Framework for Adaptive Stock Scoring, Strategy, and Selection in Portfolio Optimization* (arXiv:2510.17393). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.17393

Chen, S., & Weiss, G. (2025). Enhancing Agent-Based Negotiation Strategies via Transfer Learning. *Electronics*, *14*, 3391. https://doi.org/10.3390/electronics14173391

Coriat, B., & Benhamou, E. (2025). *HARLF: Hierarchical Reinforcement Learning and Lightweight LLM-Driven Sentiment Integration for Financial Portfolio Optimization* (arXiv:2507.18560). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.18560

Cui, W., Zhang, L., Sun, Z., Zhai, Z., Cai, X., Lan, Z., & Zhan, Y. (2025). A Federated Learning Framework with Attention Mechanism and Gradient Compression for Time-Series Strategy Modeling. *Electronics*, *14*(16), 3293. https://doi.org/10.3390/electronics14163293

Debezia, J.-L. (2025, setembro 15). *Fine-tuning LLM avec PEFT: Théorie, LoRA et QLoRA expliqués*. OCTO Talks ! https://blog.octo.com/fine-tuning-d'un-llm-avec-la-methode-peft--theorie

Kazakov, O. D., & Mikheenko, O. V. (2020). Transfer learning and domain adaptation based on modeling of socio-economic systems. *Business Informatics*, *14*(2), 7–20. https://doi.org/10.17323/2587-814X.2020.2.7.20

Kirtac, K., & Germano, G. (2025). *Leveraging LLM-Based Sentiment Analysis for Portfolio Optimization with Proximal Policy Optimization* (SSRN Scholarly Paper N. 5344082). Social Science Research Network. https://doi.org/10.2139/ssrn.5344082

Lanzetta, V. (2024). *Transfer learning for financial data predictions: A systematic review* (arXiv:2409.17183). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.17183

Lee, J., Stevens, N., Han, S. C., & Song, M. (2025). A Survey of Large Language Models in Finance (FinLLMs). *Neural Computing and Applications*, *37*(30), 24853–24867. https://doi.org/10.1007/s00521-024-10495-6

Lee, Y., Kim, Y., Kim, J., Kim, S., & Lee, Y. (2025). *LLM-Enhanced Black-Litterman Portfolio Optimization* (arXiv:2504.14345). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.14345

Li, H., Cao, Y., Yu, Y., Javaji, S. R., Deng, Z., He, Y., Jiang, Y., Zhu, Z., Subbalakshmi, K., Xiong, G., Huang, J., Qian, L., Peng, X., Xie, Q., & Suchow, J. W. (2024). *INVESTORBENCH: A Benchmark for Financial Decision-Making Tasks with LLM-based Agent* (arXiv:2412.18174). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.18174

Li, X., Zeng, Y., Xing, X., Xu, J., & Xu, X. (2025). *HedgeAgents: A Balanced-aware Multi-agent Financial Trading System* (arXiv:2502.13165). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.13165

Luzón, M. V., Rodríguez-Barroso, N., Argente-Garrido, A., Jiménez-López, D., Moyano, J. M., Del Ser, J., Ding, W., & Herrera, F. (2024). A Tutorial on Federated Learning from Theory to Practice: Foundations, Software Frameworks, Exemplary Use Cases, and Selected Trends. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, *11*(4), 824–850. https://doi.org/10.1109/JAS.2024.124215

McMahan, H. B., Moore, E., Ramage, D., Hampson, S., & Arcas, B. A. y. (2017). *Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data* (arXiv:1602.05629). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.05629

Mehrotra, S., P, R., Prajesh, B., Kambale, H., & Majumdar, P. (2025). *Unmasking Bias in Financial AI: A Robust Framework for Evaluating and Mitigating Hidden Biases in LLMs*. 951–959. https://doi.org/10.1145/3768292.3770355

Mistralai/Mistral-7B-Instruct-v0.2 · Hugging Face. (2023, outubro 10). https://huggingface.co/mistralai/Mistral-7B-Instruct-v0.2

Neri, F. (2019). Combining Machine Learning and Agent Based Modeling for Gold Price Prediction. Em S. Cagnoni, M. Mordonini, R. Pecori, A. Roli, & M. Villani (Eds.), *Artificial Life and Evolutionary Computation* (pp. 91–100). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-21733-4_7

Noseda, M., Luca, A. D., Briel, L. V., & Lacour, N. (2025). *Federated Learning for Financial Forecasting* (arXiv:2509.16393). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.16393

Pino, D., García, J., Fernández, F., & Vyetrenko, S. S. (2021). *Similarity metrics for Different Market Scenarios in Abides* (arXiv:2107.09352). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.09352

Poostforoush, M., Monajemi, A., Daei-Karimzadeh, S., & Samadi, S. (2025). Automation of Algorithmic Trading Strategies in Artificial Financial Markets by Combining Machine Learning Techniques and Agent-based Modeling. *Iranian Journal of Finance*, *9*. https://doi.org/10.66224/ijf.2025.458379.1472

Rekik, Y. M., Hachicha, W., & Boujelbene, Y. (2014). Agent-based Modeling and Investors' Behavior Explanation of Asset Price Dynamics on Artificial Financial Markets. *Procedia Economics and Finance, First Annual Tunisian Society for Financial Studies (TSFS) Finance Conference 2013*, *13*, 30–46. https://doi.org/10.1016/S2212-5671(14)00428-6

Saha, P., Lyu, J., Saxena, A., Zhao, T., & Mehta, D. (2025). *Large Language Model Agents for Investment Management: Foundations, Benchmarks, and Research Frontiers* (SSRN Scholarly Paper N. 5447274). Social Science Research Network. https://doi.org/10.2139/ssrn.5447274

Spadea, F., & Seneviratne, O. (2025). Aligning Language Models with Investor and Market Behavior for Financial Recommendations. *Proceedings of the 6th ACM International Conference on AI in Finance*, 509–517. https://doi.org/10.1145/3768292.3770399

Spyrou, A. (s.d.). *For LLMs in the Financial Industry | A Practical Guide*. Obtido 13 de julho de 2026, de https://rpc.cfainstitute.org/research/the-automation-ahead-content-series/practical-guide-for-llms-in-the-financial-industry

Takahashi, H. (2013). Analyzing the influence of Value at Risk on financial markets through agent-based modeling. *International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems*, *17*(4), 257–266. https://doi.org/10.3233/KES-130276

Thwal, C. M., Tun, Y. L., Kim, K., Park, S.-B., & Hong, C. S. (2023). Transformers with Attentive Federated Aggregation for Time Series Stock Forecasting. *2023 International Conference on Information Networking (ICOIN)*, 499–504. https://doi.org/10.1109/ICOIN56518.2023.10048928

Xiao, Y., Sun, E., Luo, D., & Wang, W. (2025). *TradingAgents: Multi-Agents LLM Financial Trading Framework* (arXiv:2412.20138). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.20138

Xie, Q., Han, W., Zhang, X., Lai, Y., Peng, M., Lopez-Lira, A., & Huang, J. (2023). *PIXIU: A Large Language Model, Instruction Data and Evaluation Benchmark for Finance* (arXiv:2306.05443). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.05443

Zhang, W., Zhao, L., Xia, H., Sun, S., Sun, J., Qin, M., Li, X., Zhao, Y., Zhao, Y., Cai, X., Zheng, L., Wang, X., & An, B. (2024). *A Multimodal Foundation Agent for Financial Trading: Tool-Augmented, Diversified, and Generalist* (arXiv:2402.18485). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.18485

7 ANEXOS

7.1 Anexo A - Universo de ativos por país

Este anexo apresenta o universo de ativos utilizado em cada país considerado na simulação. Para cada mercado nacional são indicadas as ações domésticas, o ativo obrigacionista, o benchmark e os ativos globais comuns utilizados pelos agentes no processo de alocação de carteiras.

Tabela A.1 - Universo de ativos de Portugal

Categoria	Ativos
Ações domésticas	EDP.LS; GALP.LS; JMT.LS; BCP.LS; NOS.LS; RENE.LS; NVG.LS; CTT.LS; SON.LS; ALTR.LS
Ativo obrigacionista	IEGA.AS
Benchmark	PGAL
Ativos globais de ações	SPY; ACWI; URTH; IEUR; IEMG
Ativos globais obrigacionistas	BNDX; TIP; SHY; IEF

Tabela A.2 - Universo de ativos de Espanha

Categoria	Ativos
Ações domésticas	SAN.MC; BBVA.MC; ITX.MC; IBE.MC; REP.MC; TEF.MC; FER.MC; AENA.MC; ACS.MC; CABK.MC
Ativo obrigacionista	IS0P.DE
Benchmark	EWP
Ativos globais de ações	SPY; ACWI; URTH; IEUR; IEMG
Ativos globais obrigacionistas	BNDX; TIP; SHY; IEF

Tabela A.3 - Universo de ativos de França

Categoria	Ativos
Ações domésticas	MC.PA; OR.PA; SAN.PA; TTE.PA; AIR.PA; BNP.PA; SU.PA; AI.PA; DG.PA; CAP.PA
Ativo obrigacionista	IFRB.AS
Benchmark	EWQ
Ativos globais de ações	SPY; ACWI; URTH; IEUR; IEMG
Ativos globais obrigacionistas	BNDX; TIP; SHY; IEF

Tabela A.4 - Universo de ativos da Alemanha

Categoria	Ativos
Ações domésticas	SAP.DE; SIE.DE; ALV.DE; BAS.DE; BMW.DE; MBG.DE; DTE.DE; IFX.DE; VOW3.DE; MUV2.DE
Ativo obrigacionista	IS0L.F
Benchmark	EWG
Ativos globais de ações	SPY; ACWI; URTH; IEUR; IEMG
Ativos globais obrigacionistas	BNDX; TIP; SHY; IEF

7.2 Anexo B – Exemplo de amostra supervisionada

Este anexo apresenta um exemplo abreviado (por motivos de legibilidade) da estrutura *instruction-response* utilizada no treino supervisionado inicial. Cada amostra contém um campo input_text, com a instrução dada ao modelo e a informação de contexto sobre o país, o perfil de risco, o estado do mercado e a carteira atual, e um campo output_text, com a recomendação-alvo em formato JSON. O exemplo apresentado corresponde a uma recomendação-alvo supervisionada antes da aplicação do módulo de validação usado na simulação. Na execução efetiva, as propostas de alocação são posteriormente sujeitas a normalização e às restrições do perfil de risco antes de serem utilizadas no cálculo dos retornos.

Tabela B.1 - Exemplo abreviado de amostra supervisionada

Campo	Conteúdo
input_text	És um conselheiro financeiro prudente. Responde SEMPRE com um objeto JSON válido com pesos por ativo e uma explicação curta. Os pesos devem somar 1.0 e devem incluir a chave CASH. País=Portugal (PT). Perfil=moderate; equity_base=0.55; equity_min=0.40; equity_max=0.65; cash=0.05; peso_max_por_ativo=0.25. Estado de mercado: Data: 2022-09-02. Resumo por ativo: EDP.LS: ret_5=-0.0729, ret_20=-0.0382, ret_60=0.0217, vol_20=0.2293; GALP.LS: ret_5=-0.0022, ret_20=0.1010, ret_60=-0.1036, vol_20=0.3488; ... Carteira atual: EDP.LS=0.0728, GALP.LS=0.0056, JMT.LS=0.0100, ... CASH=0.0500. Tarefa: Gera uma nova alocação para os ativos disponíveis. Responde em JSON com duas chaves: weights e rationale.
output_text	{"weights": {"EDP.LS": 0.0, "GALP.LS": 0.015968, "JMT.LS": 0.282097, "BCP.LS": 0.0, "NOS.LS": 0.015968, "IEGA.AS": 0.26, "SPY": 0.055, "ACWI": 0.055, "URTH": 0.055, "IEMG": 0.055, "BNDX": 0.035, "TIP": 0.035, "SHY": 0.035, "IEF": 0.035, "CASH": 0.05}, "rationale": "Perfil moderate. O regime identificado foi 'neutral'. A exposição agregada a ações foi ajustada para 0.55, obrigações para 0.40 e cash para 0.05. As ações com melhor momentum recente recebem mais peso; nas obrigações, foi favorecida menor volatilidade."}