

Rotatividade de Treinadores e o Desempenho das Equipes de Futebol no Brasil

Caio Oliveira Azevedo

Programa de Pós-Graduação Em Economia, Universidade Federal da Paraíba
caio.azevedo@live.com

Aléssio Tony Cavalcanti de Almeida

Departamento de Economia, Universidade Federal da Paraíba
alesio@ccsa.ufpb.br

Hilton Martins de Brito Ramalho

Departamento de Economia, Universidade Federal da Paraíba
hilton@ccsa.ufpb.br

Resumo

Este trabalho analisa as consequências de mudanças de treinadores no transcorrer de uma competição sobre o desempenho de equipes da primeira divisão do Campeonato Brasileiro de Futebol. Foram usados dados de nove temporadas (2009 a 2017), com indicadores de resultado dos times rodada-a-rodada, variáveis contextuais extraídas das súmulas dos jogos e informações de casas de apostas. Para avaliar a rotatividade gerencial sobre indicadores de desempenho com diferentes graus de maturação, foram combinados métodos de pareamento com estimadores de diferenças em diferenças. A partir das estimativas obtidas, foram percebidas melhoras em várias medidas de desempenho após a substituição de treinador, considerando o jogo seguinte à mudança (curtíssimo prazo). No entanto, esse efeito acaba sendo estatisticamente não significativo, quando analisado sobre uma maior maturidade de tempo, ou sobre uma maior quantidade de jogos após a mudança. Dessa forma, verifica-se que a mudança de treinador não se mostra uma estratégia efetiva de melhoria de resultado, visto não ser capaz de alterar de forma substantiva os indicadores de performance do clube no campeonato nacional.

Palavras-chave: rotatividade; técnico; desempenho; futebol; Brasil.

Abstract

This studies aims to evaluate the consequences of in-season changes of head-coach on the performance of first division teams of the Brazilian Football Championship. Data from nine seasons (2009 to 2017) were used, with turn-by-turn team result indicators, contextual variables extracted from game overviews and bookmaker information. To evaluate managerial turnover on performance indicators with different degrees of maturation, matching methods were combined with differences in differences estimators. From the estimates obtained, improvement in several measures of performance after the substitution of coach was noticed, considering the game following the change (very short term). However, this effect turns out to be statistically insignificant, when analyzed over a greater maturity of time, or over a larger number of games after the change. Thus, it turns out that the change of coach does not show itself as an effective strategy to improve results, since it is not able to substantively change the performance indicators of the club in the championship.

Keywords: turnover; head-coach; performance; soccer; Brazil

Área 8: Microeconomia, Métodos Quantitativos e Finanças

Classificação JEL: C15, C23, C55

1 Introdução

O Brasil é conhecido como o “País do Futebol” e essa paixão nacional é também a preferência mundial, pois, afinal o futebol é a modalidade esportiva mais popular do planeta, seja pela maior quantidade de praticantes ao redor do mundo (FIFA, 2007) ou também pelo maior número de fãs ou seguidores espalhados pelas redes sociais¹. A preferência em torno do futebol, faz deste esporte um mercado valioso do ponto de vista econômico. Segundo dados da análise econômico-financeira dos clubes de futebol do Brasil realizada por Itaú BBA (2018), os 20 clubes da primeira divisão do Campeonato Brasileiro em 2017, somaram uma receita bruta total de R\$ 4,93 bilhões, obtendo um crescimento real de 13,3% quando comparado ao ano anterior.

Ademais, o futebol no Brasil além de símbolo nacional ao lado do carnaval, exerce um papel social de extrema relevância, pela produção de entretenimento e também criação de emprego e renda, oriundas das externalidades financeiras geradas em diversos setores da economia (NASCIMENTO et al., 2015). Tamanha sua importância, enquanto fenômeno de interesse social e econômico, que nos últimos anos têm mostrado ser uma área densa para pesquisas científicas², por permitir uma gama de análises, pela regularidade, variabilidade e alta frequência de dados. (Ter Weel, 2011)

Szymanski (2003), por exemplo, argumenta que os dados provenientes dos esportes podem fornecer informações importantes sobre o comportamento do mercado de trabalho e Kahn (2000) complementa denominando o setor de esportes como um valioso laboratório para o mercado de trabalho. Guzmán (2006), considera os clubes de futebol um tipo de negócio especial, pois, diferentemente de empresas, que buscam apenas o bom desempenho financeiro, os clubes tem a obrigação imprescindível de obter êxito esportivo. Evidentemente, a existência de um clube de futebol está condicionada a obtenção de resultados financeiros satisfatórios, todavia, estes somente terão uma trajetória de crescimento sustentado mediante o bom desempenho esportivo.

Logo, a busca pelo êxito esportivo, torna o técnico uma das figuras centrais no futebol, pelas diversas e importantes funções que exerce dentro de um clube. Cabe ao técnico coordenar a formação da equipe, auxiliando no processo de dispensas, contratações e renovações de jogadores, além da responsabilidade de liderança junto ao elenco e o desenvolvimento das opções táticas dentro dos jogos, selecionando os atletas mais preparados.

Se o papel desenvolvido por técnicos de futebol é preponderante ou não negligenciável para o êxito esportivo, conforme afirmam Anderson e Sally (2013), é de se esperar a troca em caso de resultados negativos sucessivos, objetivando um melhor desempenho. Nesse caso, os diretores envolvidos neste processo de decisão, comparam o desempenho real às expectativas. Sendo assim, se acreditarem que o rendimento está abaixo do esperado, a probabilidade de uma substituição ocorrer aumenta (Van Ours; Van Tuijl, 2016).

Todavia, no trabalho do técnico de futebol, geralmente, o número de pontos obtidos é avaliado como indicador de desempenho. Para Ter Weel (2011) é nesse sentido que a análise de dados do futebol se torna interessante, pois os resultados das partidas são diretos e com uma alta frequência de disponibilidade. Além disso, no que tange às expectativas em relação aos técnicos de futebol, Van Ours e Van Tuijl (2016) mostraram que dados de sites de apostas são capazes de especificar expectativas imparciais sobre desempenho de uma equipe.

Diante de todo exposto, é fácil notar que os campeonatos de futebol profissional apresentam um proveitoso caminho para se analisar os efeitos das mudanças de técnicos. Nesse sentido, o caso do Brasil merece destaque, pois as equipes nacionais apresentam uma alta média de mudança de treinadores, de duas até quatro vezes maior, que os clubes do campeonato Alemão, Espanhol e Francês³. Dada a escassez de pesquisas direcionadas a campeonatos com alta rotatividade de treinadores, esse trabalho visa avaliar os

¹ O termo Copa do Mundo, foi o mais buscado no ano de 2018 no Brasil (GOOGLE, 2018).

² Ver Szymanski e Kuper (2010), Dobson e Goddard (2001), De Paola e Scoppa (2012)

³ Na temporada de 2018 do Campeonato Brasileiro foram feitas 29 mudanças de treinador, enquanto que na temporada 2017/2018 dos Campeonatos Alemão, Espanhol e Francês, ocorreram 9, 13 e 7 mudanças, respectivamente.

efeitos de mudanças dos técnicos sobre o desempenho dos principais clubes de futebol do Brasil. Para tanto, foram usados dados de nove temporadas (2009 a 2017) da primeira divisão do Campeonato Brasileiro.

Tomando por base Van Ours e Van Tuijl (2016), a estratégia empírica deste estudo é feita em dois estágios sequenciais: (i) aplicação de técnicas de pareamento, baseadas no resultado do índice de surpresa acumulada do clube no campeonato; (ii) utilização do estimador de diferenças em diferenças (diff-in-diff) em uma estrutura de dados em painel para identificar o efeito da mudança de treinador. No entanto, este trabalho se diferencia da literatura especializada sobre o assunto, ao usar dados referentes a mudanças de técnico no futebol brasileiro – que permite trabalhar com um maior número de casos e, portanto, com um maior conjunto de informações na amostra – e avaliação dos efeitos em diferentes maturidades de tempo – curto, médio e longo prazo. Nesse caso, o curto prazo será considerado o desempenho da primeira partida seguinte a mudança de técnico e em médio e longo prazo, serão considerados o desempenho das quatro e oito partidas seguintes a demissão do técnico, respectivamente.

Além dessa introdução, este artigo se divide em mais 4 seções. A próxima apresenta a revisão de literatura, contextualizando todo o debate atual existente acerca do efeito da rotatividade de técnicos sobre o desempenho de equipes de futebol. Já a terceira seção, evidencia os procedimentos metodológicos, incluindo descrição dos dados e estratégia empírica. A quarta e quinta seção apresentam os resultados da pesquisa e as considerações finais, respectivamente.

2 Revisão da Literatura

De forma mais ampla, estudos baseados em dados esportivos, não estão susceptíveis a uma única interpretação acerca da eficácia da rotatividade de técnicos no desempenho da equipe. Boa parte dos estudos analisando as ligas profissionais de futebol na Alemanha, Inglaterra e Holanda encontram comprovações de que a rotatividade de técnico não tem impacto sobre o desempenho da equipe (SALOMO; TEICHMANN; ALBRECHTS, 2000; POULSEN, 2000; BRUINSHOOFD; WEEL, 2003). Além desses resultados, existem trabalhos, como Tena e Forrest (2007), que ao estudar o futebol profissional da Espanha, entre os anos de 2002 a 2005, demonstraram que a rotatividade causa impacto modesto no desempenho da equipe, sendo o efeito impulsionado apenas pela melhoria de performance durante os jogos como mandante.

Vale a pena ressaltar, que estudos mais antigos sobre a rotatividade de técnicos são baseados em modelos simples, que não consideravam, por exemplo, a qualidade dos adversários que as equipes dos novos e dos antigos treinadores enfrentaram durante uma temporada. Aliás, tal variável pode ser bastante significativa para explicar os efeitos da demissão sobre o desempenho das equipes e portanto, caso essa qualidade seja desconsiderada, as estimativas obtidas poderão ser tendenciosas.

Nesse sentido, estudos mais recentes passaram a levar em consideração essa constatação. Koning (2003), por exemplo, investigando o futebol holandês durante as temporadas 1993/94 à 1997/98 e controlando pela qualidade dos adversários, concluiu que a alteração de técnico acarreta na queda de desempenho da equipe. Já Balduck, Buelens e Philippaerts (2010) não encontraram efeitos na demissão de técnicos ao estudar os dados do futebol belga, entre as temporadas de 1998 a 2005. Mesma conclusão de De Paola e Scoppa (2012) ao analisar o futebol italiano entre as temporadas de 1997 a 2009. Nesse caso, controlaram a qualidade dos adversários ao considerar a posição na tabela das equipes na temporada passada ou os pontos acumulados até a rodada considerada.

Outro problema econométrico que era desconsiderado em trabalhos mais antigos, é que técnicos não são demitidos aleatoriamente e sim após uma sequência de maus desempenhos de sua equipe (AUDAS; DOBSON; GODDARD, 1999; DOBSON; GODDARD, 2001; D'ADDONA; KIND, 2014). A esse respeito, é comum observar que sequências de resultados excepcionalmente baixos são estatisticamente seguidos por uma recuperação, esse fenômeno é conhecido como regressão a média, ou seja, resultados que tendem a estarem mais próximos da média. Logo, uma abordagem ingênua que simplesmente compara a performance anterior à dispensa do técnico com o desempenho após a demissão, pode levar a conclusões errôneas, visto que os resultados poderiam ter melhorado também sem a demissão do técnico.

Uma vez que levamos em conta esse fato, de que a demissão de um treinador não é um evento puramente exógeno, ao estudar a eficácia da rotatividade de técnicos, o critério pelo qual foi demitido deve ser levado em consideração. Geralmente, os estudos que consideram os critérios ou a seletividade das demissões, utilizam a estratégia de determinar um grupo de controle com técnicos que não foram demitidos, mesmo que tenham obtido desempenho insatisfatório semelhante ao desempenho daqueles que efetivamente foram dispensados.

Van Ours e Van Tuijl (2016) estudando o futebol profissional holandês, por 14 temporadas (2000/2001 - 2013/2014), corrigem os dois problemas relacionados, controlando a qualidade dos adversários e também a seletividade das demissões, através da definição de um contrafactual. Primeiramente, investigam se o indicador de surpresa acumulada, que captura a soma das diferenças entre o número de pontos conquistados e o valor esperado de pontos, baseado nas probabilidades de sites de apostas, é um determinante para a demissão de técnicos.

Neste contexto apresentam como novidade, uma estratégia para combinar as mudanças reais de técnico com as observações contrafactuais, através da utilização do indicador de surpresa acumulada. Em consonância com a maioria dos estudos anteriores, os autores concluem que o desenvolvimento de performances em torno do tempo da substituição do treinador está sujeito a regressão à média. Entretanto, esse estudo se baseia em um campeonato de futebol com baixa rotatividade de técnico e além disso, não ocorre distinção se há ou não, efeitos da rotatividade em diferentes maturidade de tempo. Sendo assim, este artigo visa preencher essas duas lacunas.

3 Procedimentos Metodológicos

3.1 Dados

Os dados acerca do futebol brasileiro não estão disponíveis oficialmente de forma estruturada, sendo assim, sua coleta exigiu a adoção de técnicas de *web scrapping* (mineração de dados não estruturados da Web), além de diversas rotinas para verificar a consistência dos dados obtidos. Portanto, devido a questão de estruturação dos textos disponíveis, os dados empregados neste trabalho foram oriundos de diversas fontes, que são: (a) Wikipédia⁴ (b) dados de sites de apostas⁵ e (c) Súmulas dos jogos disponibilizadas pela CBF (Confederação Brasileira de Futebol)⁶. Os dados coletados da Wikipédia configuram um conjunto de variáveis que formam uma base de dados de mudanças de técnico. Já as informações obtidas dos sites de apostas descrevem os jogos – datas, horário, placar e *odds* (risco) para o mandante, visitante e empate. A partir destes, são obtidos as probabilidades de vitória, empate e derrota.

O método mais comumente usado para transformar *odds* cotadas pelos apostadores em estimativas de probabilidade é a BN (*Basic normalization*) – dividindo as probabilidades inversas pelo seu somatório total (ŠTRUMBELJ, 2014).

$$Pr_j = \frac{\frac{1}{odds_j}}{\left(\frac{1}{odds_v} + \frac{1}{odds_d} + \frac{1}{odds_e}\right)}, \quad j \in [v, d, e] \quad (1)$$

com j representando vitória (v), derrota (d) e empate (e)

O intuito de utilizar probabilidades de *sites* de apostas é quantificar a crença dos apostadores em relação a diversas características do time que são subjetivas, como a qualidade do elenco, o trabalho desenvolvido pelo técnico, a gestão da diretoria, etc. Sendo assim, Van Ours e Van Tuijl (2016) demonstraram que a utilização das probabilidades de *sites* de apostas como *proxy* para mensurar a expectativa de desempenho em relação ao time, pode ser bastante útil.

⁴ Disponível em: <https://pt.wikipedia.org/wiki/Campeonato_Brasileiro_de_Futebol>. Acesso em: 16 jun. 2018.

⁵ Disponível em: <<https://www.oddsportal.com/soccer/brazil>>. Acesso em: 10 nov. 2018.

⁶ Disponível em: <<https://www.cbf.com.br/futebol-brasileiro/competicoes/campeonato-brasileiro-serie-a>>. Acesso em: 05 jun. 2018.

Após a obtenção de tais probabilidades (Equação 1), as mesmas foram usadas no cálculo do valor esperado de pontos (Equação 2) em cada partida realizada, de tal modo:

$$E(\text{pontos}) = 3 \times Pr_{\text{vitoria}} + 1 \times Pr_{\text{empate}}^7 \quad (2)$$

Nesse sentido, o denominado indicador de surpresa é expresso pela diferença entre o número de pontos conquistado no jogo e o esperado (Van Ours; Van Tuijl, 2016). Portanto, o indicador de surpresa acumulada trata-se simplesmente da soma acumulada da equação 3 por jogo, para o time analisado.

$$\text{Surpresa} = \text{pontos} - E(\text{pontos}) \quad (3)$$

E, por fim, os dados provenientes das súmulas dos jogos serviram como meio de conferência dos obtidos pelas outras fontes. Apesar dos dados provenientes da CBF serem os mais confiáveis, a sua utilização para a formação da base principal é inviável. Isso se deve pela maneira como as súmulas são disponibilizadas na *web*, arquivos digitalizados, o que dificulta o processo de mineração dos dados.

A base de dados, então, foi formada através dos dados elencados acima correspondente a nove temporadas – de 2009 até 2017 – da Primeira Divisão do Campeonato Brasileiro de Futebol. Cada temporada contém 20 clubes que competem de acordo com um formato de todos contra todos, resultando em 380 jogos por ano e um total de 3.420 partidas no período considerado.

É importante ressaltar que por se tratar de dados não estruturados e coletados de diversas fontes - onde algumas dessas, como o Wikipedia, não gozam de prestígio ou geram desconfiança em pesquisas acadêmicas - fora necessário executar diversas rotinas de conferência dos dados obtidos, a fim de estabelecer garantias de que a base de dados formada não continha erros.

Um exemplo importante para garantir a fidedignidade dos dados foi a junção das duas bases de dados obtidas. Inicialmente se construiu duas bases, a primeira contendo informações sobre os jogos e a segunda sobre as mudanças de técnicos. Nesse sentido, era importante garantir que na junção entre as tabelas, as correspondências fossem feitas corretamente.

Para tanto, foi desenvolvido um código de identificação com o intuito de facilitar a junção. Em síntese, este era formado por meio da concatenação das variáveis: ano, rodada, time mandante, time visitante e uma variável binária, que assume o valor 1, se o time analisado for o mandante, ou 2, caso ele seja o visitante. Usando como exemplo, o jogo entre Flamengo e Barueri na 13ª rodada do Campeonato Brasileiro de 2009, analisado sob a ótica do Flamengo, o código se formataria da seguinte forma: **200913FLABAR1**. Portanto, os códigos de identificação construídos em ambas as tabelas teriam o mesmo padrão, propiciando as correspondências corretas entre os dados de bases distintas.

Além disso, foram estabelecidas algumas variáveis através de técnicas de programação, como a posição do time e do adversário na rodada, que tiveram papel estratégico no desenvolvimento da pesquisa. Primeiro, pelo fato dessas serem importantes para medir a qualidade não observada entre clubes ou entre temporadas do mesmo clube e, segundo, por servirem como rotina de conferência, visto que a partir delas se tornou executável a geração da classificação final de cada ano, possibilitando assim a comparação com a classificação disponibilizada pela CBF.

Por fim, obteve-se uma base de dados unificada com a descrição de cada jogo e com as mudanças de técnicos ocorridas por rodada em cada temporada⁸. A relação das variáveis obtidas nas duas bases de dados – mudanças de técnicos e jogos – podem ser visualizadas nas tabelas 1 e 2, respectivamente.

⁷ No futebol, por definição da FIFA (Federação Internacional de Futebol), cada vitória rende ao time 3 pontos, enquanto que um empate e uma derrota, rendem 1 e 0 ponto, respectivamente. Essa regra passou a valer no futebol desde a Copa do Mundo de 1994.

⁸ Para fins de transparência, os dados usados nesta pesquisa se encontram disponíveis para download em: <<https://www.dropbox.com/s/l6jmxzbcncmpqpk/base.csv?dl=0>>.

Tabela 1 – Relação das variáveis obtidas na base de dados de mudanças de técnico.

Variável	Descrição
cod	Código para a junção das tabelas.
time	O time que está sendo analisado na troca de técnico.
mt_antecessor	O nome do técnico que foi substituído.
mt_motivo	O motivo para a troca de técnico.
mt_ultimo_jogo	O último jogo do campeonato brasileiro anterior a troca.
condição	A condição do time que está sendo analisado, se é mandante ou visitante.
mt_sucessor	O nome do técnico que assumiu o time.
temporada	Ano ou temporada em que a troca de técnico foi realizada.
mt_data	A data que foi realizada a troca de técnico.
mt_rodada	A rodada a qual foi realizada a troca de técnico.
mt_posicao	A posição na rodada do time analisado após a computação do placar do jogo.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Wikipédia e da CBF.

Tabela 2 – Relação das variáveis obtidas na base de dados de jogos.

Variável	Descrição
cod	Código para junção das tabelas.
rodada	A rodada a qual a partida pertence.
temporada	Ano ou temporada em que o campeonato foi disputado.
data	A data da partida.
jogo	Os times que disputaram a partida.
placar	O placar final da partida.
odds_mandante	A <i>odds</i> média para a vitória da equipe mandante na partida.
odds_empate	A <i>odds</i> média para o empate na partida.
odds_visitante	A <i>odds</i> média para a vitória da equipe visitante na partida.
site_apostas	A quantidade de <i>sites</i> de apostas usados para o cálculo das <i>odds</i> médias.
time	O time que está sendo analisado.
pos_rodada	A posição na rodada do time analisado após a computação do placar do jogo.
pos_adv_rodada	A posição na rodada do time adversário após a computação do placar do jogo.
condicao	A condição do time que está sendo analisado, se é mandante ou visitante.
pts	A quantidade de pontos que o time analisado conquistou no jogo. 3 para vitória, 1 para empate e 0 para derrota.
vit	Se o time analisado venceu a partida ou não. 1 caso tenha vencido e 0 caso contrário.
diff_gols	O saldo de gols da partida para o time analisado, podendo ser negativo caso o time tenha perdido ou positivo caso contrário.
pr_vitoria	A probabilidade de vitória na partida para o time analisado, calculado através das <i>odds</i> obtidas.
pr_empate	A probabilidade de empate na partida, calculada através das <i>odds</i> obtidas.
e_pontos	Valor esperado de pontos.
surpresa	A surpresa obtida na partida.
cum_surpresa	O acumulado de surpresa até a rodada analisada.
cum_vit	O acumulado de vitórias até a rodada analisada.
cum_saldo	O somatório da diferença de gols, até a rodada analisada.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da OddsPortal.com

3.2 Estratégia empírica

Sabendo que as estimativas que comparam o grupo de tratamento com um grupo de controle adequado levam a resultados mais consistentes em comparação com a abordagem ingênua (que não se preocupa com a construção de um cenário contrafactual), utilizou-se neste trabalho a abordagem empírica proposta por Van Ours e Van Tuijl (2016) para a identificação dos efeitos de uma mudança de técnico sobre o desempenho dos

clubes de futebol no Brasil. Basicamente, essa abordagem combina técnicas de pareamento com modelos de painel com efeito fixo.

O método de pareamento tem por escopo construir grupos de controle que mais se assemelhem ao cenário de tratamento (mudança de treinador), tendo por base o indicador de surpresa acumulada. Em seguida, o modelo de regressão em painel, com estimador de *diff-in-diff* (diferença em diferença), possibilita incluir controle para a heterogeneidade não observada entre os clubes, propiciando uma estimativa mais robusta e consistente.

3.2.1 Estágio I – Modelo de pareamento

Segundo Gertler et al. (2018), o método de pareamento utiliza, essencialmente, técnicas estatísticas para criar um grupo de controle artificial. Para cada possível unidade do grupo de tratamento, procura-se encontrar uma unidade de não tratamento (ou conjunto destas) que possua semelhantes características observáveis.

Considere, por exemplo, o objeto deste estudo que é avaliar o impacto da mudança de técnico sobre o desempenho de um time. Como mencionado, a demissão de um técnico não é um evento puramente exógeno, logo, não existe uma regra concreta para explicar o porquê alguns são demitidos e outros não.

Nesse contexto, os métodos de pareamento permitem identificar o conjunto de observações onde os técnicos que não foram demitidos mais se parecem com as observações daqueles que de fato foram demitidos, utilizando como base as características disponíveis. Assim, essas observações pareadas, de técnicos que não foram demitidos, passam a ser o grupo de controle.

Portanto, determinar um bom par para cada mudança de técnico requer aproximar o máximo possível as características que explicam a decisão para tal alteração. Nesse sentido, se a quantidade de características relevantes observáveis for muito grande ou se cada característica assumir muitos valores, pode ser difícil identificar um pareamento para cada uma das unidades do grupo de tratamento. Essa situação é denominada como problema da dimensionalidade. (ROSENBAUM; RUBIN, 1983; GERTLER et al., 2018)

Nesse sentido, Rosenbaum e Rubin (1983) propuseram a utilização de uma função de \mathbf{X} que resumisse toda a informação contida em tal vetor. Assim, sugeriram o denominado método de pareamento por escore de propensão (em inglês, *Propensity score matching* - PSM), ou seja, que a função de \mathbf{X} representasse a probabilidade de receber o tratamento, dado o conjunto de características observáveis.

A partir de então, é calculado o escore de propensão⁹ para todas as observações, o que viabiliza o pareamento das observações que tiveram mudança de técnico com as que não tiveram, de acordo com a proximidade do escore de propensão. Portanto, os escores de propensão são utilizados como uma forma de parear os grupos de tratamento e de controle, para isso é necessário que existam observações (ou elementos) no grupo de controle, que tenham características similares às observações do grupo de tratamento, tal condição é denominada como sobreposição.

No caso do presente artigo, o interesse está em estimar a probabilidade de um técnico ser demitido, dado certas características de interesse, como o índice de surpresa acumulada, no intuito de obter o escore de propensão de cada observação. Diante das evidências sobre a análise dos determinantes para a demissão de técnico na literatura internacional, como Van Ours e Van Tuijl (2016), Besters, Van Ours e Van Tuijl (2016), e nas estimativas disponíveis no Apêndice 6 para o caso do Brasil¹⁰, admite-se que a surpresa acumulada seja um fator exógeno relacionado com a demissão do técnico. Nessas condições, os escores de propensão do técnico ser demitido foram estimados via MQG (Mínimos Quadrados Generalizados), onde a função de densidade acumulada seguiu uma distribuição logística - Modelo *Logit*.

⁹ É importante observar que geralmente as probabilidades preditas de pertencimento ao grupo (ou escore de propensão) são obtidas com regressão logística (GERTLER et al., 2018; MENEZES et al., 2016).

¹⁰ Através dessa análise pode se concluir que a surpresa acumulada é determinante para a rotatividade de técnico para os dados do Brasil, assim corroborando sua utilização como covariável para o cálculo do escore de propensão no processo de pareamento.

Convém no entanto destacar, que as observações são pareadas de acordo com a proximidade de seus escores e para isso existe uma extensa lista de algoritmos¹¹ que auxiliam nesse processo, sendo o mais usual a técnica do vizinho mais próximo (*Nearest Neighbor*), adotada neste estudo.

Desse modo, o próximo passo para a identificação dos grupos, foi determinar as correspondências de cada observação que tinha mudança de técnico, com observações que não tinham alteração do treinador. E assim, o algoritmo adotado selecionou os cinco vizinhos mais próximos, tendo em vista a minimização da distância de Mahalanobis para os escores de propensão obtidos (ROSENBAUM; RUBIN, 1983; GERTLER et al., 2018).

Nessas condições, cada uma das 225 mudanças de técnicos poderia estar associada a no máximo 5 observações contrafactuais. Por outro lado, para a construção de um grupo de controle que fosse válido, era necessário impor requisitos, no sentido de associar uma substituição de técnico a um único caso contrafactual. Com esse objetivo, seguimos uma abordagem semelhante a adotada em Van Ours e Van Tuijl (2016).

Nessa abordagem, para que a observação contrafactual fosse válida, era necessário que cumprisse os seguintes requisitos: (i) a observação diz respeito ao mesmo clube, mas decorre de uma temporada diferente;(ii) a consistência com as mudanças de técnicos reais exige que se exclua a correspondência com uma observação anterior ao quinto jogo e posterior 34ª partida.

Finalmente, das 225 mudanças de técnicos ocorridas no Campeonato Brasileiro de Futebol no período entre 2009 a 2017, 140 obtiveram um contrafactual válido, ou seja, pouco mais de 62% do total amostrado. Dessa maneira, a amostra analisada por meio do modelo descrito no próximo estágio, foi reduzida aos casos detectados pelos critérios supramencionados de pareamento entre grupos de tratamento e de controle.

3.2.2 Estágio II – Painel de efeito fixo com estimador *diff-in-diff*

Para estabelecer os efeitos da demissão de um treinador no desempenho da equipe, começamos refletindo sobre a abordagem ingênua que simplesmente compara o desempenho de um clube antes e depois da dispensa do técnico, em uma mesma temporada. Essa abordagem serve como ponto de referência, porque ilustra o quão enganosa ela pode ser, ao não levar em conta a seletividade de uma demissão de técnicos e outros fatores contextuais.

Aliás, todo esse debate é importante, já que é comum presenciar na mídia esportiva em geral esse tipo de análise. Na temporada de 2018 do Campeonato Brasileiro, a abordagem ingênua pode sugerir que a mudança de técnico do Palmeiras, Roger Machado por Luis Felipe Scolari (Felipão), no transcorrer da competição teve impacto causal sobre o resultado do clube na competição (em 2018, o Palmeiras foi o campeão). Nesse tipo de análise, se compara o antes e o depois da mudança (conforme tabela 3), no intuito de inferir acerca da eficácia da rotatividade de técnicos.

Tabela 3 – Desempenho dos técnicos do Palmeiras na temporada do Campeonato Brasileiro de 2018.

	Roger	Felipão
Média de gols marcados	1,47	1,71
Média de gols sofridos	1	0,43
Desempenho como mandante	67%	100%
Desempenho como visitante	38%	64%

Fonte: Elaboração própria.

Com esse mesmo intuito, porém com o escopo de uma melhor identificação do efeito, foi estimado modelos lineares com dados em painel (equação 4) em que a variável y_{ijkt} representa o indicador de desempenho do clube i , na rodada j , temporada k , em que o subscrito t denota o período de tempo no qual o clube i se encontra, ou seja, assumindo valor um para rodada pós-mudança e valor zero, caso contrário.

$$y_{ijkt} = \eta_{ik} + X'_{ijkt}\alpha + \rho t_{ijk} + \epsilon_{ijk}, \quad (4)$$

¹¹ Alguns exemplos são *Caliper and Radius, Stratification* e *Kernel*

Para contabilizar a qualidade (não observada) de uma equipe em uma determinada temporada, utilizou-se efeitos fixos para a temporada de clubes, representados pelo η_{ik} . Isso é especialmente importante, já que estamos interessados nos efeitos de uma substituição de treinador sobre o desempenho do clube. Se não considerarmos diferenças de qualidade não observadas entre clubes ou entre temporadas do mesmo clube, as estimativas obtidas podem ser tendenciosas.

A vantagem de jogar em casa é altamente relevante para o desempenho (Van Ours; Van Tuijl, 2016), conseqüentemente, é incluído uma *dummy* (Mandante) que tem valor unitário para jogos disputados em casa e zero, caso contrário. Evidentemente, a qualidade do adversário também é importante e esta é aproximada pela classificação do clube na rodada anterior (Posição do adversário). As duas últimas variáveis são ambas incluídas no vetor \mathbf{X}'_{ijkt} .

Finalmente, α representa o vetor de estimativas dos parâmetros do modelo, ϵ_{ijk} o termo de erro e ρ é o parâmetro de interesse principal, indicando se uma mudança de técnico, nesse caso, tem efeito sobre o desempenho.

Utilizou-se o mesmo modelo proposto na abordagem ingênua (equação 4), porém adicionando a variável T_{ijk} , que indica se houve ou não uma mudança de técnico. Ou seja, passa a se trabalhar com a noção de grupos de tratamento e controle, cuja a amostra analisada está restringida aos casos de contrafactuais validados pelo modelo de pareamento do estágio inicial.

$$y_{ijkt} = \eta_{ik} + X'_{ijkt}\alpha + \gamma T_{ijkt} + \rho t_{ijk} + \beta(T_{ijkt}t_{ijk}) + \epsilon_{ijk}, \quad (5)$$

Nessa análise, β , o estimador de diferenças em diferenças (MENEZES et al., 2016), é o parâmetro de interesse principal, que indica se uma mudança de técnico tem efeito causal sobre o desempenho do clube. Usamos três indicadores de desempenho na análise: o número de pontos, a diferença de gols e se a partida foi vencida ou não.

Um ponto relevante é que a para a execução das análises em diferentes maturidades de tempo, fora primordial impor novas restrições às observações obtidas no primeiro estágio.

Para a análise de CP (Curto Prazo), por exemplo, foi necessário impor que não poderia haver mudanças de técnico ocorridas uma rodada imediatamente anterior à rodada da observação contrafactual. O motivo para tal restrição é que se estamos querendo capturar o efeito de uma mudança de técnico sobre o desempenho e se uma observação contrafactual tenha sofrido uma alteração de técnico na rodada imediatamente anterior, não temos como garantir se o efeito (caso exista), é causado por essa mudança ocorrida anteriormente ou não. Sendo assim, na análise de CP, três observações contrafactuais foram excluídas juntamente com as respectivas observações do grupo de tratamento.

O mesmo procedimento foi realizado nas análises de MP (Médio Prazo) e LP (Longo Prazo). Na análise de MP, 46 observações contrafactuais foram excluídas juntamente com as respectivas observações do grupo de tratamento, pelo mesmo critério relacionado anteriormente na análise de CP. Nesse caso, cabe um adendo, pois foi utilizada uma janela maior. Ou seja, foram excluídas da análise, observações contrafactuais que tinham mudanças de técnico ocorridas até quatro rodadas imediatamente anterior a essa observação ou também três rodadas imediatamente posterior.

Enquanto que na análise de LP, 109 observações contrafactuais com as suas respectivas observações do grupo de tratamento foram excluídas. Novamente, o critério é o mesmo utilizado nas análises anteriores, porém nesse caso a janela foi ainda maior, considerando até 8 rodadas imediatamente anterior à rodada da observação contrafactual ou também até 7 rodadas imediatamente posterior a essa mesma observação.

4 Resultados

4.1 Análise Descritiva

A base de dados construída possui um total de 6.840 observações (o sumário com as principais estatísticas descritivas dos dados, pode ser visualizado pela Tabela 4), obtidas a partir dos 3.420 jogos, tendo

225 mudanças de técnicos distribuídas conforme Tabela 5. Inicialmente, optou-se por fazer uma distinção entre demissões e saídas de técnicos, seja em casos de consentimento mútuo ou por motivações unilaterais (como convites para treinar outros clubes ou seleções).

Tabela 4 – Estatísticas Descritivas

Variável	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
id_jogo	1	95,75	190,5	190,5	285,25	380
rodada	1	10	19,5	19,5	29	38
temporada	2009	2011	2013	2013	2015	2017
odds_mandante	1,11	1,65	1,97	2,097	2,39	9,88
odds_empate	2,93	3,25	3,37	3,517	3,66	7,28
odds_visitante	1,29	2,95	3,82	4,322	5,26	18,02
site_apostas	1	8	11	10,82	13	16
pos_rodada	1	5	10	10,4	15	20
pos_adv_rodada	1	5	10	10,4	15	20
pts	0	0	1	1,366	3	3
vit	0	0	0	0,365	1	1
diff_gols	-6	-1	0	0	1	6
pr_vitoria	0,05	0,24	0,353	0,365	0,479	0,823
pr_empate	0,12	0,255	0,277	0,269	0,287	0,32
e_pontos	0,277	1,002	1,353	1,365	1,718	2,596
surpresa	-2,471	-0,969	-0,347	0	1,159	2,632
cum_surpresa	-18,676	-2,955	-0,036	-0,015	2,966	21,947
cum_pts	0	13	25	26,6	39	81
cum_vit	0	3	7	7,104	10	24
cum_saldo	-58	-5	0	0	5	42

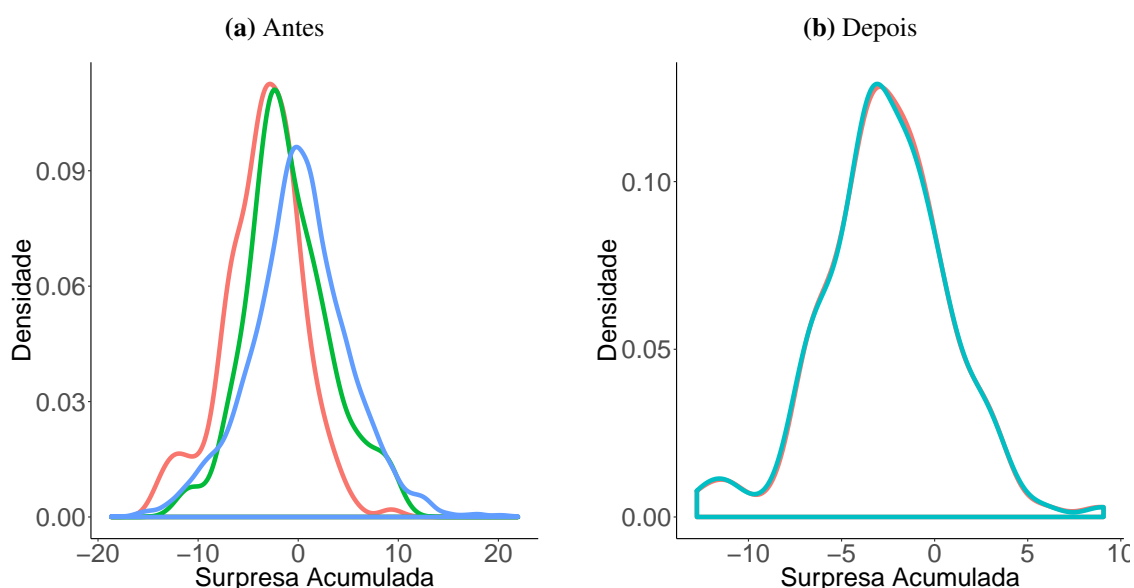
Fonte: Elaboração própria.

O intuito para tal distinção é verificar se existe ou não sobreposição entre as densidades de núcleo para a surpresa acumulada considerando mudanças de técnico. Esta informação pode ser visualizada na Figura 1a, que mostra as densidades para todas as observações, distinguindo entre observações nas quais não ocorreram mudança de técnico em azul, as com demissão, renúncia ou resignação de técnico em vermelho e aquelas em que houve a substituição por outros motivos em verde.

Claramente na Figura 1a se visualiza uma área de sobreposição entre as três distribuições. Nos casos onde houve demissão, renúncia e resignação de técnico, boa parte da densidade está sobre uma surpresa acumulada mais negativa, sendo muito semelhante nas situações em que houve mudanças por outros motivos. Os casos onde não houve demissão estão centrados mais a direita e portanto, mais concentrados na área de surpresa acumulada positiva.

Toda essa análise faz sentido, pois é esperado que a surpresa acumulada seja em média mais baixa para os casos onde houve demissão, renúncia ou resignação, quando comparada com os outros casos, entretanto, o essencial é que exista uma área de sobreposição entre as distribuições, afim de formar os grupos de tratamento e controle.

Figura 1 – Densidades da Surpresa Acumulada considerando mudanças de técnico antes e depois do pareamento.



Fonte: Elaboração própria.

Pela Figura 1b pode-se observar uma quase total sobreposição da densidade da surpresa acumulada após a realização do pareamento, onde a densidade dos tratados está representada pelo contorno azul e dos não tratados em vermelho. Portanto, através da análise gráfica é possível afirmar a boa qualidade do pareamento através da condição de sobreposição das distribuição dos grupos de tratamento e controle.

A Tabela 5 fornece informações sobre o número de demissões e outras mudanças de técnicos por temporada. O número de mudanças de técnicos varia de 19 na temporada 2012 para 32 na temporada 2010 e 2015.

Tabela 5 – Distribuição de frequências para as mudanças de técnico no Campeonato Brasileiro de Futebol entre 2009 e 2017.

Temporada	Demissões	Saídas	Outros motivos	Nº de mudanças total
2009	12	6	4	22
2010	15	4	13	32
2011	13	7	1	21
2012	13	5	1	19
2013	19	4	1	24
2014	18	4	1	23
2015	22	4	6	32
2016	14	6	9	29
2017	19	1	3	23

Fonte: Elaboração própria.

É interessante observar o quão rico em termos de amostra é o futebol brasileiro, no que tange a possibilidade de se analisar os efeitos de mudanças gerenciais. Além de estar entre as principais ligas de futebol profissional do mundo e ser reconhecidamente uma das mais disputadas¹², é também a liga com a maior média de mudança de treinadores, quando comparada com as principais ligas de futebol do mundo conforme pode ser visualizado na Tabela 6.

¹² Em um levantamento próprio, observou-se que das 20 equipes que disputaram o Campeonato Brasileiro em 2018, 16 já foram campeãs nacional.

Tabela 6 – Mudanças de treinadores nas principais ligas de futebol do mundo em 14 temporadas - 2000/2001 a 2013/2014.

	Média	Mínimo	Máximo
Holanda (<i>Eredivise</i>)	4,2	2	7
França (<i>Ligue Um</i>)	4,7	3	10
Inglaterra (<i>Premier League</i>)	5,6	3	9
Alemanha (<i>Bundesliga</i>)	6,6	4	10
Espanha (<i>La Liga</i>)	6,7	4	9
Bélgica (<i>Jupiler League</i>)	6,9	3	9
Itália (<i>Serie A</i>)	8,4	5	12

Fonte: Van Ours e Van Tuijl (2016).

Sendo assim, devido ao grande número de trocas de técnicos presente no futebol brasileiro, a análise sobre o efeito da rotatividade de técnico se dará através de uma análise em diferentes maturidades de tempo - curto, médio e longo prazo.

4.2 Efeitos da demissão do técnico no desempenho da equipe

4.2.1 Análise de Curto Prazo

A Tabela 7 apresenta as estimativas dos parâmetros de regressão linear da abordagem ingênua em que o grupo de controle é ignorado. Como dito anteriormente, das 140 mudanças de técnico que inicialmente tiveram um contrafactual válido, três foram excluídas da análise de curto prazo. Portanto, foram utilizadas 137 mudanças de técnico na análise de CP.¹³

Tabela 7 – Análise da Regressão: Abordagem Ingênua - indicadores de desempenho de Curto Prazo.

	Variável dependente:		
	Pontos (1)	Diferença de gols (2)	Vitória (3)
Mandante	0,587*** (0,128)	0,981*** (0,159)	0,169*** (0,047)
Posição do adversário	0,077*** (0,011)	0,091*** (0,014)	0,024*** (0,004)
Mudança de técnico	0,498*** (0,127)	0,499*** (0,159)	0,193*** (0,047)
Constante	-0,305** (0,154)	-2,076*** (0,192)	-0,175*** (0,057)
Observações	274	274	274
R ²	0,249	0,264	0,198
Erro Padrão residual (df = 270)	1,052	1,314	0,388
Estatística F (df = 3; 270)	29,805***	32,275***	22,179***

Nota:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

De acordo com a Tabela 7 todas as estimativas de parâmetro para a análise de CP das mudanças de técnicos são estatisticamente significativas, ou diferentes de zero. As equipes têm maior chances de vencer

¹³ É importante ressaltar, que a abordagem ingênua poderia ser realizada utilizando todas as 225 mudanças de técnicos ocorridas entre as temporadas 2009 e 2017. Porém, por um critério de equidade, foram utilizadas apenas as mudanças de técnicos que possuíam um contrafactual válido. Nesse sentido, foram amostradas 274 observações que se referem as partidas anterior e posterior as mudanças de técnico.

uma partida de uma equipe que ocupa uma posição mais baixa na tabela de classificação. Para cada posição mais baixa na tabela, o clube ganha 0,077 pontos, enquanto a probabilidade de ganhar aumenta com 2,4% e a diferença de gols aumenta para 0,091. Se uma equipe joga em casa, espera-se receber mais 0,587 pontos do que em um jogo fora de casa contra o mesmo oponente, enquanto a equipe tem uma probabilidade 16,9% maior de vencer e tem uma diferença de gols que é 0,981 maior.

Conforme estimativa do parâmetro Mudança de técnico na Tabela 7, há evidências que comprove que o parâmetro é estatisticamente significativo e portanto, é possível afirmar que depois de uma mudança de treinador, o desempenho da equipe é em média melhor do que antes sua troca. O número de pontos por partida é 0,498 maior, a probabilidade de ganhar é 19,3% maior e a diferença de gols é 0,5 maior.

A Tabela 8 contém estimativas dos parâmetros para as medidas de desempenho propostas, introduzindo um grupo de controle na análise. Igualmente a análise anterior, as estimativas de parâmetro da posição do adversário na tabela de classificação e o efeito de uma partida em casa são estatisticamente significativas e muito semelhantes às obtidas na Tabela 7, devido a isso optou-se por não focar na análise das estimativas de tais parâmetros, evitando repetições.

Na análise por grupos, a amostra conteve 548 observações, onde 274 destas eram referentes ao primeiro jogo anterior e posterior a mudança efetiva de técnico (grupo de tratamento) e 274 observações referentes ao primeiro jogo anterior e posterior a ausência de tratamento (grupo de controle).

O objetivo da análise é captar o que ocorreu especificamente com o grupo de tratamento no período pós-mudança, ou seja, se a média da variável de desempenho para esse grupo em particular tornou-se diferente após a mudança de treinador. Portanto, o parâmetro Efeito causal capta o impacto da mudança.

Nesse sentido, conforme Tabela 8, das 3 medidas de desempenho propostas na análise de CP, apenas duas delas tiveram estimativas para o parâmetro Efeito causal estatisticamente significativas, são essas: Pontos e Vitória. Portanto, há evidências que depois de uma mudança de técnico, o desempenho da equipe é em média melhor do que antes da troca. Quando comparado os grupos de tratamento e de controle, verificou-se que o primeiro teve 0,381 pontos a mais por partida e a probabilidade de vitória foi maior em 15,5%. Os resultados encontrados não estão em consonância com os obtidos em Van Ours e Van Tuijl (2016), onde não foram encontradas diferenças após a mudança de treinador.

Tabela 8 – Análise da Regressão: *diff-in-diff* - indicadores de desempenho de Curto Prazo.

	<i>Variável dependente:</i>		
	Pontos (1)	Diferença de gols (2)	Vitória (3)
Mandante	0,706*** (0,093)	1,004*** (0,115)	0,210*** (0,035)
Posição do adversário	0,075*** (0,008)	0,085*** (0,010)	0,023*** (0,003)
Tratamento	-0,332** (0,132)	-0,327** (0,162)	-0,129*** (0,049)
Período	0,119 (0,132)	0,179 (0,162)	0,039 (0,049)
Efeito causal	0,381** (0,186)	0,322 (0,229)	0,155** (0,070)
Constante	-0,006 (0,133)	-1,701*** (0,164)	-0,056 (0,050)
Observações	548	548	548
R ²	0,238	0,240	0,178
Erro Padrão residual (df = 542)	1,090	1,343	0,407
Estatística F (df = 5; 542)	33,807***	34,194***	23,430***

Nota:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Logo, diante tais evidências surge o seguinte questionamento: o fato da mudança gerencial melhorar o desempenho no CP, pode explicar a grande quantidade de demissões de técnicos no futebol brasileiro? Para respondê-lo é necessário primeiramente entender as razões do porquê técnicos são demitidos de qualquer maneira. Uma possível razão para tal questão, é de que alguns clubes contratam sem critério e assim demitem sem compromisso. A falta de um critério na escolha de um treinador dificulta principalmente a execução ou continuidade de um padrão de trabalho. A pressão incessante por resultados imediatos faz com que alguns diretores de clubes busquem a substituição gerencial, sem qualquer compromisso, porém reconhecendo que essa pode ser eficaz de imediato, conforme os resultados obtidos na análise de CP.

Isso está relacionado a uma explicação teórica para o fenômeno da sucessão de lideranças denominada “Ciclo Vicioso” (GRUSKY, 1960; GRUSKY, 1961). Tal ideia encara a mudança de treinador como um processo desestabilizador e interruptivo das organizações. Isso devido principalmente a assimilação aos novos métodos de trabalho introduzidos pelo novo treinador. Nesse caso, os elementos das organizações terão que se adaptar a mudança, impactando nas práticas já estabelecidas e aprendidas. Isso terá efeito direto no desempenho da equipe, o que pode contribuir para uma sucessão de resultados negativos, tendo como possível consequência uma nova mudança de treinador.

Outra provável razão é a concepção errada por parte de diretores. Como visto, o fenômeno denominado regressão a média causa a impressão que o desempenho após uma mudança gerencial é frequentemente melhor do que antes. Portanto, persiste um pensamento de que mudanças, em grande parte das vezes, são bem sucedidas. E como visto, uma abordagem ingênua que simplesmente compara a performance anterior à dispensa do técnico com o desempenho após a demissão, pode levar a conclusões errôneas ou diferentes, quando comparadas as análises que utilizam um grupo de controle com observações contrafactuais.

Fato é, que uma comparação antes e depois sem considerar um contrafactual é enganosa do ponto de vista das pesquisas científicas, porém, independentemente de serem erradas, não são necessariamente enganosas na percepção de diretores, torcedores e meios de comunicação de massa, que desconsideram a avaliação de impacto através de um grupo de controle. E como observado, utilizando a abordagem ingênua, a mudança de técnico teve impacto sobre o desempenho, logo dá total embasamento as percepções errôneas.

4.2.2 Análise de Médio Prazo

É importante destacar algumas alterações quando comparada a análise de CP. Primeiramente, foram selecionados as 4 partidas imediatamente anteriores à mudança de técnico – real e fictícia – e também as 4 partidas posteriores a mudança. A partir de então, as variáveis dependentes Pontos e Vitória estão em percentual, ou seja, Pontos representa a proporção de pontos conquistados sobre a quantidade máxima possível e Vitória representa a proporção de vitórias em 4 partidas. Enquanto a variável dependente Diferença de gols representa a soma da diferença de gols em 4 partidas.

Em segundo lugar, foram realizadas mudanças nas variáveis independentes. A variável Posição do adversário representa a média aritmética das posições dos adversários em 4 rodadas. Já a variável Mandante é a quantidade de jogos em casa dentre 4 rodadas. Enquanto as demais variáveis continuam com a mesma interpretação da análise de curto prazo. As mesmas alterações foram realizadas na análise de LP, no entanto, utilizando 8 partidas.

Igualmente realizado na análise anterior, foram estimados os parâmetros da análise de regressão sem a inclusão do estimador *diff-in-diff*, entretanto optamos por desconsiderar a apresentação da tabela, afim de evitar demasias. Sendo apenas importante observar que conforme os resultados, há evidências que possibilitam afirmar que depois de uma mudança de treinador, o desempenho da equipe – nas 3 medidas – é melhor do que antes da troca.

Porém, como o objetivo é considerar a seletividade das demissões, é essencial verificar o que ocorre ao determinar um grupo de controle de técnicos que não foram demitidos. Conforme os resultados expostos na Tabela 9, das 3 medidas de desempenho propostas na análise de MP, apenas uma (Vitória) delas teve estimativa para o parâmetro Efeito causal estatisticamente significativa ao nível de 5%. Portanto, há evidências que depois de uma mudança de técnico, aumenta-se a proporção de vitórias em 8,9%, em média.

Tabela 9 – Análise da Regressão: *diff-in-diff* - indicadores de desempenho de Médio Prazo.

	<i>Variável dependente:</i>		
	Pontos (1)	Diferença de gols (2)	Vitória (3)
Mandante	0,061*** (0,020)	0,995*** (0,299)	0,042* (0,023)
Posição do adversário	0,031*** (0,004)	0,441*** (0,057)	0,032*** (0,004)
Tratamento	-0,065** (0,027)	-0,622 (0,406)	-0,077** (0,031)
Período	0,068** (0,027)	1,297*** (0,406)	0,063** (0,031)
Efeito causal	0,062 (0,039)	0,293 (0,574)	0,089** (0,044)
Constante	-0,029 (0,057)	-7,285*** (0,850)	-0,091 (0,065)
Observações	376	376	376
R ²	0,238	0,227	0,202
Erro Padrão residual (df = 370)	0,187	2,782	0,213
Estatística F (df = 5; 370)	23,132***	21,707***	18,734***

Nota:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Para as outras medidas de desempenho – Pontos e Diferença de gols, nada se pode afirmar acerca da relação entre a mudança de técnico e a melhora de desempenho, visto que não rejeitamos a hipótese de que os parâmetros associados a essas variáveis sejam estatisticamente iguais a zero.

4.2.3 Análise de Longo Prazo

Assim como ocorreu nas análises anteriores, as estimativas do parâmetro de mudança de técnico na abordagem ingênua foram estatisticamente significativas e portanto, há evidências que garantem que existe melhora no desempenho (exceto para Diferença de gols) da equipe após a mudança de técnico.

Já ao considerar a abordagem por grupos, das 3 medidas de desempenho propostas na análise de LP, nenhuma delas teve estimativa para o parâmetro Efeito causal estatisticamente significativa, conforme os resultados expostos na Tabela 10. Portanto, não se pode afirmar que uma mudança de técnico tem efeito causal sobre o desempenho da equipe, em longo prazo.

É importante ressaltar que o aumento da janela de análise torna mais difícil a obtenção de um contrafactual válido e como consequência o tamanho da amostra será menor. Logo, a não significância do parâmetro Efeito causal pode estar relacionada ao aumento do erro padrão ocasionado pela redução da amostra.

Tabela 10 – Análise da Regressão: *diff-in-diff* - indicadores de desempenho de Longo Prazo.

	<i>Variável dependente:</i>		
	Pontos (1)	Diferença de gols (2)	Vitória (3)
Mandante	-0,006 (0,019)	0,183 (0,596)	-0,013 (0,023)
Posição do adversário	0,032*** (0,006)	0,701*** (0,195)	0,029*** (0,007)
Tratamento	-0,050* (0,030)	-1,450 (0,920)	-0,056 (0,035)
Período	0,076** (0,030)	1,543* (0,926)	0,064* (0,035)
Efeito causal	0,008 (0,043)	-0,052 (1,305)	0,030 (0,050)
Constante	0,127 (0,096)	-8,153*** (2,932)	0,094 (0,112)
Observações	124	124	124
R ²	0,288	0,181	0,204
Erro Padrão residual (df = 118)	0,118	3,617	0,138
Estatística F (df = 5; 118)	9,539***	5,200***	6,039***

Nota:

* p<0,1; ** p<0,05; *** p<0,01

Aqui, depara-se com a seguinte situação: se a rotatividade gerencial não tem efeito sobre o desempenho, por que técnicos são demitidos? Os argumentos podem ser vários, porém uma explicação teórica bastante comum na literatura de rotatividade gerencial, denominada “Bode Expiatório” (GAMSON; SCOTCH, 1964), pode explicar bem essa situação.

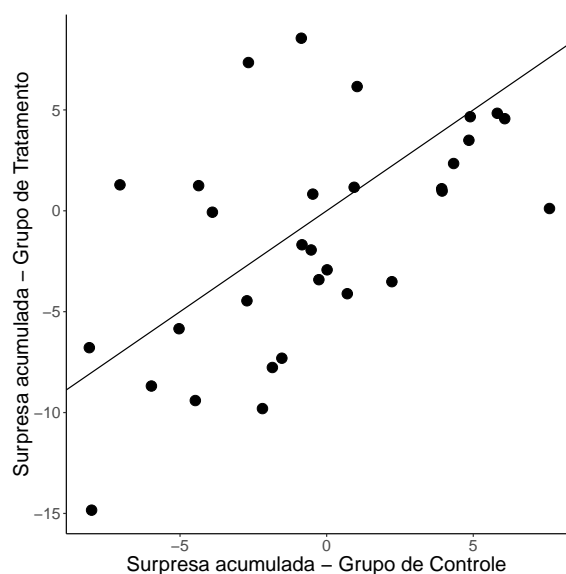
De acordo com essa explicação, diretores de clubes quando confrontados com um mau desempenho de suas equipes, tendem a expor os técnicos como o principal culpado, no intuito de amenizar a pressão ou descontentamento por parte dos torcedores. Este fenômeno acaba por estabelecer um mecanismo de transferência de culpa das diretorias para os treinadores, quando na verdade, os maiores responsáveis pela gestão do clube por um todo, o que inclui a qualidade da equipe, são os diretores. Assim, os técnicos parecem ser demitidos por motivos alheios à sua influência.

5 Heterogeneidade nos efeitos: alguns exemplos

Os resultados obtidos na seção anterior – Análise de LP – revelam que, em média, a rotatividade de técnico não tem associação com o desempenho da equipe. Porém, no caso brasileiro, tal como observado por Besters, Van Ours e Van Tuijl (2016) para a Liga Inglesa, existe uma clara heterogeneidade nos efeitos de mudanças gerenciais quando observamos de maneira individualizada. A Figura 2 apresenta a dispersão de todas as 31 mudanças incluídas na amostra da análise de LP. O eixo vertical refere-se a surpresa acumulada no oitavo jogo após a mudança de técnico. Enquanto, o eixo horizontal indica a surpresa acumulada no oitavo jogo do cenário contrafactual.

Por uma questão de clareza, foi adicionada uma diagonal centrada na origem que indica que as coordenadas dos eixos são iguais. Portanto, observações acima da linha representam casos em que o grupo de tratamento se saiu melhor que o grupo de controle, o que sugere que as mudanças foram eficazes. Já as observações abaixo da linha representam casos em que a mudança de técnico foi ineficaz, ou seja, o grupo de tratamento se saiu pior que o grupo de controle. Além disso, a proximidade das observações com a linha diagonal indica que as mudanças (reais e fictícias) tiveram o mesmo desempenho.

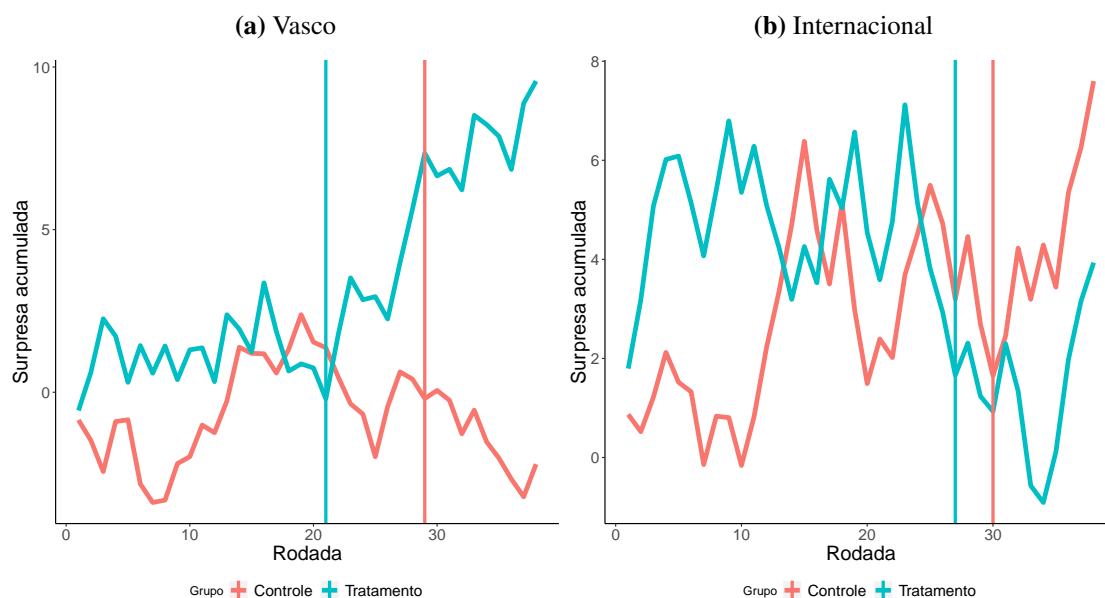
Figura 2 – Dispersão dos pares amostrados na Análise de LP.



Fonte: Elaboração própria.

Através da Figura 2 é possível observar que boa parte das observações estão bastante próximas da linha diagonal. Tal constatação confirma o resultado encontrado na análise de LP que, em média, uma mudança de técnico não tem efeito sobre o desempenho. No entanto, um alto número de observações está a uma distância expressiva da diagonal, o que sugere que algumas mudanças são eficazes, enquanto outras são contraproducentes. Nesse sentido, se torna importante investigar se há ou não razões específicas para a eficácia da rotatividade gerencial. Para isso selecionou-se duas substituições de técnico com resultados distintos para uma análise específica: 1) caso do Vasco da Gama com a temporada 2017 e com o contrafactual na temporada de 2010; 2) caso do Internacional com a temporada 2009 e com o contrafactual na temporada 2014. A Figura 3 descreve a trajetória dos resultados desses dois casos.

Figura 3 – Estudos de caso: análise da surpresa acumulada.



Fonte: Elaboração própria.

A Figura 3a mostra que a partir da mudança de técnico na temporada de 2017 (linha vertical azul), Milton Mendes por Zé Ricardo, a surpresa acumulada passa a ter um comportamento de crescimento¹⁴. Enquanto ocorre o contrário com a surpresa acumulada da mudança contrafactual (linha vertical vermelha) na temporada de 2010. Um dos motivos que pode explicar a ascensão do Vasco na temporada de 2017 foi a briga para evitar mais um rebaixamento na história do clube para série B. Enquanto que na temporada de 2010, apesar de não ter tido bons resultados, o clube não chegou a brigar contra o rebaixamento.

Por sua vez, a Figura 3b mostra que a partir da mudança de técnico na temporada de 2009 (linha vertical azul), Tite por Mário Sérgio, a surpresa acumulada mantém o padrão de queda até quase o fim do campeonato, tendo uma ascensão nas rodadas finais. Enquanto ocorre o contrário com a surpresa acumulada da mudança contrafactual (linha vertical vermelha) na temporada de 2014, que ao manter o técnico na 30ª rodada teve acréscimos sucessivos na surpresa acumulada. Um dos motivos que pode explicar a recuperação do Internacional em 2014 foi justamente a goleada sofrida para o arquirrival Grêmio. Já que a partir disso a equipe conquistou 5 vitórias consecutivas. Outro motivo que pode ser importante, é que em 2014 o Internacional não tinha chances de título, visto que o Cruzeiro disparou na dianteira do campeonato, diferentemente de 2009. Logo, sendo um postulante ao título, cria-se uma maior expectativa de bons resultados. E foi o que ocorreu com o Internacional na temporada de 2009, quando teve derrotas em momentos onde todos esperavam por vitórias.

6 Considerações finais

Considerando que o caso brasileiro apresenta um comportamento atípico na taxa de rotatividade de treinadores, sobretudo quando se compara com os indicadores de equipes do campeonato Alemão, Espanhol, Inglês e Francês, temos um laboratório diferenciado para investigar o efeito das mudanças de técnicos sobre o desempenho dos clubes de futebol. Para isso, foram avaliados os efeitos da rotatividade em diferentes maturidades de tempo – curto, médio e longo prazo –, a partir da comparação do desempenho na situação de tratamento com o cenário contrafactual construído, levando em conta dados da primeira divisão do futebol brasileiro entre as temporadas de 2009 e 2017.

Para a análise de curto prazo, foram encontradas evidências de melhora no desempenho da equipe após a mudança de técnico. Em relação as análises de médio e longo prazo não foram observadas diferenças no desempenho com o novo treinador. Logo, há evidências de eficácia da rotatividade gerencial sobre o desempenho no curtíssimo prazo, porém para maior maturação não se constatou evidências que garantam tal eficácia, sugerindo que resultados mais robustos da equipe estão potencialmente associados a um melhor planejamento dos jogadores e/ou outros fatores gerenciais.

Não obstante, existe um ponto relevante das evidências apresentadas neste estudo, que é justamente os diferentes resultados para curto, médio e longo prazo. Nesse sentido, é possível concluir que o fato da mudança de técnico ser eficaz no aumento de desempenho, em curto prazo, pode traduzir a própria realidade do futebol brasileiro – de grande rotatividade de técnicos – através da busca de resultados imediatos. Ainda a esse respeito, foi encontrado heterogeneidade nos efeitos das mudanças gerenciais, sendo algumas eficazes e outras contraproducentes. Porém, tudo indica que os efeitos das mudanças, sejam eles positivos ou negativos, parecem estar relacionado a circunstâncias específicas e altamente imprevisíveis, conforme os casos apresentados para o Vasco da Gama e o Internacional.

Referências

ANDERSON, C.; SALLY, D. *Os números do jogo: Por que tudo o que você sabe sobre futebol está errado*. São Paulo:

¹⁴ Apesar da desconfiança com o novo técnico, a equipe comandada por Zé Ricardo teve uma ascensão de performance (conforme pode ser verificada pelas expectativas das casas de apostas) e em 17 partidas obteve 8 vitórias, 7 empates e apenas 2 derrotas, ou seja, um aproveitamento de 60,7% de pontos disputados, terminando o campeonato na 7ª colocação. Garantindo, inclusive, a classificação para a fase preliminar da Libertadores da América do ano seguinte.

Paralela, 2013.

AUDAS, R.; DOBSON, S.; GODDARD, J. Organizational performance and managerial turnover. *Managerial and Decision Economics*, Wiley Online Library, v. 20, n. 6, p. 305–318, 1999.

BALDUCK, A.-L.; BUELENS, M.; PHILIPPAERTS, R. Short-term effects of midseason coach turnover on team performance in soccer. *Research quarterly for exercise and sport*, Taylor & Francis, v. 81, n. 3, p. 379–383, 2010.

BESTERS, L. M.; Van Ours, J. C.; Van Tuijl, M. A. Effectiveness of in-season manager changes in english premier league football. *De Economist*, Springer, v. 164, n. 3, p. 335–356, 2016.

BRUINSHOOFD, A.; WEEL, B. T. Manager to go? performance dips reconsidered with evidence from dutch football. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 148, n. 2, p. 233–246, 2003.

De Paola, M.; SCOPPA, V. The effects of managerial turnover: evidence from coach dismissals in italian soccer teams. *Journal of Sports Economics*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 13, n. 2, p. 152–168, 2012.

DOBSON, S.; GODDARD, J. A. *The economics of football*. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.

D'ADDONA, S.; KIND, A. Forced manager turnovers in english soccer leagues: a long-term perspective. *Journal of Sports Economics*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 15, n. 2, p. 150–179, 2014.

FIFA. Fifa big count 2006. *Zurich, Switzerland: FIFA*, 2007.

GAMSON, W. A.; SCOTCH, N. A. Scapegoating in baseball. *American Journal of Sociology*, v. 70, n. 1, p. 69–72, 1964.

GERTLER, P. et al. *Avaliação de impacto na prática*. Washington, DC: BID, 2018.

GOOGLE. *Ver o que esteve em alta em 2018 - Brasil*. 2018. Acesso em: 31 de janeiro de 2019. Disponível em: <<https://trends.google.com.br/trends/yis/2018/BR/>>.

GRUSKY, O. Administrative succession in formal organizations. *Social Forces*, The University of North Carolina Press, v. 39, n. 2, p. 105–115, 1960.

GRUSKY, O. Corporate size, bureaucratization, and managerial succession. *American Journal of Sociology*, University of Chicago Press, v. 67, n. 3, p. 261–269, 1961.

GUZMÁN, I. Measuring efficiency and sustainable growth in spanish football teams. *European sport management quarterly*, Taylor & Francis, v. 6, n. 3, p. 267–287, 2006.

Itaú BBA. *Análise econômico-financeira dos clubes de futebol brasileiros - 2018*. São Paulo, 2018. Disponível em: <<https://www.itaubba-pt/noticias/noticias-e-conteudo/analise-economico-financeira-dos-clubes-de-futebol-brasileiros-2018>>.

KAHN, L. M. The sports business as a labor market laboratory. *Journal of Economic Perspectives*, v. 14, n. 3, p. 75–94, 2000.

KONING, R. H. An econometric evaluation of the effect of firing a coach on team performance. *Applied Economics*, Taylor & Francis, v. 35, n. 5, p. 555–564, 2003.

MENEZES, N. et al. *Avaliação econômica de projetos sociais*. São Paulo: Fundação Itaú Social, 2016.

NASCIMENTO, J. C. H. B. do et al. A eficiência dos maiores clubes de futebol brasileiros: evidências de uma análise longitudinal no período de 2006 a 2011. *Contabilidade Vista & Revista*, v. 26, n. 2, p. 137–161, 2015.

POULSEN, R. Should he stay or should he go? estimating the effect of firing the manager in soccer. *Chance*, Taylor & Francis Group, v. 13, n. 2, p. 29–32, 2000.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, Oxford University Press, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.

SALOMO, S.; TEICHMANN, K.; ALBRECHTS, C. The relationship of performance and managerial succession in the german premier football league. *European Journal for Sport Management*, UNIVERSITA DELLA REPUBBLICA DI SAN MARINO, v. 7, p. 99–119, 2000.

ŠTRUMBELJ, E. On determining probability forecasts from betting odds. *International journal of forecasting*, Elsevier, v. 30, n. 4, p. 934–943, 2014.

SZYMANSKI, S. The assessment: the economics of sport. *Oxford Review of Economic Policy*, Oxford University Press, v. 19, n. 4, p. 467–477, 2003.

SZYMANSKI, S.; KUPER, S. *Soccernomics*. London: Harper Collins, 2010.

TENA, J. de D.; FORREST, D. Within-season dismissal of football coaches: Statistical analysis of causes and consequences. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 181, n. 1, p. 362–373, 2007.

Ter Weel, B. Does manager turnover improve firm performance? evidence from dutch soccer, 1986–2004. *De Economist*, Springer, v. 159, n. 3, p. 279–303, 2011.

Van Ours, J. C.; Van Tuijl, M. A. In-season head-coach dismissals and the performance of professional football teams. *Economic Inquiry*, Wiley Online Library, v. 54, n. 1, p. 591–604, 2016.

Apêndice A. Determinantes da demissão de técnico

Fora utilizada no estudo dos determinantes da demissão de técnico análise de Regressão através dos Modelos *Probit* e *Logit*. O intuito desta utilização é apenas verificar se as variáveis já evidenciadas por outros autores são significativas ao estimar a probabilidade de um técnico ser demitido, em especial a surpresa acumulada, que fora utilizada como covariável para estimar o escore de propensão.

Tabela 11 – Análise da Regressão: Modelos *Probit* e *Logit*.

	Variável dependente:	
	Mudança de técnico	
	<i>Logit</i>	<i>Probit</i>
	(1)	(2)
Surpresa acumulada	–0,044** (0,019)	–0,021** (0,009)
Pontos nos últimos 4 jogos	–0,302*** (0,041)	–0,135*** (0,019)
Derrota como mandante	0,657*** (0,159)	0,297*** (0,075)
Saldo de gols	–0,464*** (0,061)	–0,215*** (0,029)
Posição do adversário	0,053*** (0,014)	0,023*** (0,007)
Constante	–3,309*** (0,277)	–1,777*** (0,127)
Observações	5.400	5.400
Log verossimilhança	–661,389	–661,869
<i>Nota:</i>	*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01	