



***Deep Neural Networks e uma Análise Quantitativa de Métricas de Valuation  
Ciclicamente Ajustadas como Determinantes de Retornos Futuros***

**FELIPE GUIMARÃES GREGÓRIO**

*Universidade de São Paulo*

**TATIANA ALBANEZ**

*Universidade de São Paulo*

**Resumo**

Existe amplo interesse em determinar uma relação entre os valores atuais de diferentes métricas de valuation e os retornos futuros de certas ações ou índices de ações, aos quais tais métricas estão relacionadas. Neste trabalho busca-se analisar esta relação entre métricas de valuation ciclicamente ajustadas (que visam suavizar o efeito dos ciclos econômicos nas relações representadas por tais métricas) e retornos futuros de longo prazo para índices de ações de diferentes países. Para tal, utiliza-se uma abordagem através de um dos ramos do que é conhecido atualmente como aprendizado de máquina, que é promissora no tratamento de relações complexas e com dados insuficientes. Foram utilizados dados de 17 países no período iniciado em 1964, para a série com maior número de pontos, até dados de fechamento do mês de agosto de 2020. Todos os países utilizados na análise apresentam pelo menos 20 anos de dados, anteriormente ao período de agosto de 2020. Os resultados obtidos suportam a hipótese de pesquisa, demonstrando haver uma relação entre as métricas e os retornos futuros. Os resultados também evidenciaram a capacidade das redes neurais em lidar com os problemas de não-linearidade, escassez de dados e heterogeneidade e generalizar o tratamento numérico da relação entre métricas e retornos.

**Palavras-chave:** Redes neurais; Métricas de *valuation*; Retornos futuros; CAPE.



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

## 1. Introdução

De acordo com as hipóteses de mercado eficiente (Fama, 1970), não há sentido em questionar sobre a possibilidade de previsão de retornos futuros de uma ação ou índice de ações com base em níveis atuais de preço *versus* métricas de *valuation*, dado qualquer horizonte temporal. Campbell e Shiller (1998) afirmam que, de acordo com a teoria dos mercados eficientes, valores extremos superiormente de Preço/Dividendo ou Preço/Lucro apenas deveriam refletir uma expectativa de crescimento de dividendos e lucros futuros, respectivamente.

Muitas métricas de *valuation* são atualmente utilizadas, tanto na academia, quanto no mercado financeiro, na tentativa de prever retornos futuros de ações. Fama e French (1992) consideram a métrica Valor Contábil/Valor de Mercado superior, uma vez que o valor contábil é muito mais estável ao longo do tempo, se comparado a indicadores como EBITDA, lucros ou fluxos de caixa. Gray e Vogel (2012), Gray e Carlisle (2012) e Loughran e Wellman (2012) avaliaram diversas métricas de *valuation* e encontraram uma melhor relação na previsão de retornos futuros através do uso da métrica EBITDA/TEV (EBITDA por Valor Total da Empresa).

Keimling (2012) faz uma observação sobre o uso do chamado Price-Earnings - PE (Índice Preço-Lucro), que é a métrica de *valuation* mais comumente utilizada na indústria financeira, afirmando que tal índice apresenta-se distorcido em alguns momentos, como por exemplo em 2009, quando os lucros (denominador da relação) deprimidos de empresas levaram esses indicadores a valores muito altos, quando no entanto, era possível se considerar as empresas baratas por outras métricas. Keimling (2012) então aponta vantagens de se usar o *Cyclical Adjusted Price Earnings* (CAPE), na tradução em português, o Índice Preço-Lucro Ciclicamente Ajustado, em substituição ao PE clássico, ou seja, sem ajustes cíclicos.

A proposta de suavizar métricas de *valuation* por um período de vários anos foi apresentada inicialmente por Graham e Dodd (1934), utilizando uma média de lucros não menor do que cinco anos e preferencialmente de sete ou dez anos (Graham & Dodd, 1934, p. 452). Com isso, seria possível atenuar efeitos cíclicos da atividade econômica e empresarial. Campbell e Shiller (1988) sugerem o uso de valores corrigidos pela inflação.

Em termos práticos, o CAPE, também conhecido como Campbell-Shiller PE ou Shiller PE, estabelecido por Campbell e Shiller (1988), se tornou padrão na indústria financeira e na academia como métrica de *valuation* ciclicamente ajustada, pois além de suavizar o índice através de uma média de lucros de um certo número de anos anteriores, ou seja, valores ajustados aos ciclos econômico-financeiros, também os coloca dentro da mesma base de valor monetário. Os autores encontraram relação entre os preços de ações divididos pela média de lucros nos últimos dez anos (lucros trazidos a poder monetário atual) e os retornos futuros das ações, mais especificamente em um período de 10 anos.

Campbell e Shiller (2001) propõem que as métricas de *valuation* devem apresentar propriedade de reversão à média, ou seja, métricas com valores extremos tendem a deslocar-se novamente às vizinhanças de valores médios historicamente. Para os autores, o preço e/ou indicador financeiro analisado de determinada empresa (uma vez que o artigo avalia relações Preço/Lucro e Dividendo/Preço) devem convergir para valores que aproximem a métrica de *valuation* aos valores na vizinhança de sua média histórica.

A eficácia do CAPE, em particular, é por diversas vezes questionada, principalmente nos momentos em que *valuations* extremos mantêm-se persistentes por longo período de tempo. Segundo Arnott, Kalesnik e Masturzo (2018), muitos argumentos são geralmente fornecidos para justificar níveis de CAPE demasiadamente altos e explicar o “novo normal” que espera-se prevalecer dali em diante, mas que observa-se uma tendência de reversão à média no CAPE,



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

ou pelo menos uma persistência de baixos retornos futuros, caso o CAPE permaneça em níveis altos.

Faber (2012) e Costantini (2016) propõem ampliar o estudo da utilização do CAPE na previsão de retornos para outros mercados além do S&P500, nos Estados Unidos da América, incluindo países emergentes, que em muitos casos carecem de dados históricos de longa data. Os resultados encontrados pelos autores corroboram resultados anteriores encontrados para o mercado americano.

Gray e Vogel (2013) adotaram uma abordagem diferente, definindo mais métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas a serem testadas. Os autores, com base em trabalhos anteriores, selecionaram métricas comumente utilizadas no mercado financeiro e na academia, consideradas como adequadas no problema de determinação de retorno futuro de uma ação e aplicaram os mesmos conceitos de suavização e ajuste à inflação utilizados por Campbell e Shiller (1988) ao determinar o CAPE. Da aplicação dessas métricas em uma determinada amostra de ações americanas, resultou-se que todas as métricas tiveram boa performance, com a métrica CABM (Valor Contábil a Valor de Mercado Ciclicamente Ajustado) apresentando a melhor performance como indicadora de retorno futuro.

A literatura existente indica que métricas de *valuation*, entre elas o CAPE, melhor se relacionam com o retorno de ações ou índices de ações em prazos longos. Estrada (2015) encontrou uma correlação de -0,43 e -0,52 nas relações Dividendo/Preço e Preço/Lucro, respectivamente, com o retorno nominal do S&P500 em dez anos, analisado o período entre dezembro de 1899 e dezembro de 2014. Estrada (2015) também indica baixíssima correlação entre as mesmas métricas e o retorno em um período de um ano: -0,18 para o Dividendo/Preço e -0,10 para o Preço/Lucro.

A abordagem deste artigo inclui a utilização de redes neurais como ferramentas de regressão para a determinação de uma relação entre as métricas de *valuation* e os retornos dos índices de ações. Foram utilizadas as seguintes métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas:

- CAPE: Índice Preço/Lucro Ciclicamente Ajustado
- CABM: Índice Valor Contábil/Valor a Mercado Ciclicamente Ajustado
- CADP: Índice Dividendo/Preço Ciclicamente Ajustado

A opção pelo uso de redes neurais se dá por “(i) lidarem facilmente com irregularidades, (ii) elas podem trabalhar com incertezas e/ou dados insuficientes, que mudam rapidamente em curtos períodos de tempo, (iii) elas são poderosas ferramentas na busca por padrões em dados, incluindo relações não-lineares.” (Martinez et al., 2009, p. 1). Martinez et al. (2009) afirmam que a utilização de redes neurais no mercado de ações, embora crescente, ainda é pouco estudada como forma de realizar previsões corretas. Este trabalho pretende acrescentar mais evidências nesta direção.

Diante do exposto, este trabalho pretende investigar a seguinte questão de pesquisa: há relação entre valores atuais de métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas para índices de ações e seus retornos futuros em um horizonte de dez anos? Ainda, o uso combinado de mais de uma métrica de *valuation* ciclicamente ajustada pode melhorar a previsão de retorno futuro?

Desta forma, o objetivo principal do trabalho é avaliar se os níveis correntes de preços de índices de ações, que são constituídos de forma a representar uma porção relevante do mercado de ações de um país, podem determinar seus retornos futuros em um horizonte relativamente longo de tempo, da mesma forma que Gray e Vogel (2013) indicaram ser possível, em geral, para ações individualmente. Como hipótese de pesquisa, tem-se que os retornos futuros de índices de ações apresentam uma dependência parcial de métricas de *valuation* presentes.



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

Como Gray e Vogel (2013), foram utilizadas métricas de *valuation* comumente presentes na indústria financeira e na academia com as devidas adaptações, de forma que tais métricas sejam ajustadas ciclicamente. No entanto, a amostra deste artigo é composta pelo principal índice de ações de 17 países, entre eles países desenvolvidos e países emergentes, no período iniciado em 1964, para a série com maior número de pontos, até dados de fechamento do mês de agosto de 2020. Todos os países utilizados na análise apresentam pelo menos 20 anos de dados, anteriormente ao período de agosto de 2020. Os dados foram coletados do Terminal Bloomberg.

Posteriormente, estabeleceu-se uma relação, através do uso de redes neurais como ferramenta para regressão, entre os níveis das métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas dos mercados de interesse e o retorno em dez anos de tais mercados. Como principais resultados, verifica-se uma relação entre as métricas utilizadas e os retornos futuros, confirmando a hipótese de pesquisa. Os resultados também mostraram a capacidade das redes neurais em lidar com os problemas de não-linearidade, escassez de dados e heterogeneidade e generalizar o tratamento numérico da relação entre métricas e retornos.

Espera-se que o trabalho contribua para a literatura da área, ampliando discussões e preenchendo lacunas principalmente em estudos acerca do retorno de índices de ações de países emergentes e na aplicação de outras métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas, que não o CAPE. Além disso, o uso de redes neurais para determinação de uma relação entre métricas de *valuation* e retornos futuros de índices de ações parece ser inédito na literatura nacional.

Ressalta-se que há uma lacuna na literatura brasileira sobre a aplicação do CAPE, ou qualquer outra métrica de *valuation* ciclicamente ajustada, apesar do histórico relativamente longo do Ibovespa, principalmente em comparação com pares emergentes, e da relevância do mercado brasileiro entre os países emergentes. Atualmente o MSCI Emerging Markets Index, um índice criado pela companhia financeira MSCI e composto por ações de grandes e médias empresas de 26 países emergentes, atribui um peso de 5,14% nas alocações de ações brasileiras, sendo o quinto país com maior representatividade no índice. Com isso, a inclusão do mercado brasileiro nesta análise pode subsidiar discussões futuras acerca da aplicabilidade do CAPE ou de outras métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas aos índices de ações brasileiros ou até mesmo em setores ou ações específicas da bolsa nacional.

## 2. Referencial Teórico

Tem-se como ponto de partida na discussão sobre o uso de métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas o famoso clássico *Security Analysis*, de Graham e Dodd (1934), com a sugestão do uso da média de lucros de períodos entre cinco e dez anos para o cálculo da relação Preço/Lucro ciclicamente ajustado de uma empresa, a fim de reduzir flutuações relativas aos ciclos de atividade econômica.

Campbell e Shiller (1988) popularizaram o CAPE (*Cyclically Adjusted Price-to-Earnings*, em português, Índice Preço-Lucro Ciclicamente Ajustado) ao utilizar o conceito de suavização dos lucros proposto por Graham e Dodd (1934), ajustando os lucros também pela inflação. Em suma, o CAPE nada mais é do que uma relação entre os preços de mercado atuais (preço de uma ação ou índice de ações) e a média dos lucros dos últimos dez anos, ajustados pela inflação, da empresa ou grupo de empresas que propôs-se analisar. Vale ressaltar neste ponto, como feito por Asness (2012), que a escolha por um período de dez anos para a média dos lucros é uma escolha arbitrária.

Em ambos os casos, a motivação dos autores no uso de métricas ciclicamente ajustadas é remover os chamados ‘ruídos’, efeitos da natureza cíclica da atividade econômica, uma vez que os lucros que compõem as métricas, sendo sujeitos às flutuações de curto prazo, podem



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

apresentar variações que desviam os valores das métricas do aspecto fundamental da empresa da qual se avalia a ação.

Asness (2012), analisando o mercado norte-americano, nota o decréscimo nos retornos futuros de dez anos com valores iniciais de CAPE crescentes, ainda que os melhores cenários observados para valores de CAPE altos podem apresentar ainda retorno médio anual positivo. O fato é que o CAPE não é uma ferramenta de *market timing*, conforme expresso por Jivraj e Shiller (2017), podendo altos retornos futuros, dados altos valores de CAPE, persistirem por períodos longos.

Asness (2012) ainda mostra que o desvio-padrão dos retornos observados para cada intervalo especificado de valores de CAPE diminui conforme os valores de CAPE se aproximam de extremos das séries históricas, ou seja, as previsões para retornos futuros a partir de valores extremos de CAPE no presente tendem a ter maior precisão.

Posteriormente ao trabalho de Campbell e Shiller (1988), a maior parte do que se foi produzido em termos de análise da capacidade de previsão de retornos de ações ou índices de ações com a utilização do CAPE foi voltada ao mercado norte-americano. No entanto alguns trabalhos testaram a validade dos resultados obtidos no mercado norte-americano para outros mercados, como Klement (2012), Faber (2012) e Keimling (2014), os quais serão apresentados brevemente a seguir.

Klement (2012) optou por analisar também o retorno futuro de cinco anos de mercados de ações de 35 países diferentes, prevalecendo o ajuste por dez anos do CAPE, de forma a dobrar o número de pontos para países com menor histórico de dados. O resultado obtido foi semelhante ao resultado obtido pelo autor para um horizonte de dez anos futuros. O estudo encontrou uma mediana abaixo de -0,70 para a correlação entre o CAPE e o retorno de longo prazo (entre 60 e 240 meses) dos mercados de ações analisados, sejam tais mercados desenvolvidos ou emergentes. Em um horizonte de curto prazo, essa relação se aproxima de zero. O CAPE se mostrou como uma boa métrica na previsão de retornos futuros, tanto de países desenvolvidos quanto de emergentes. O autor encontrou uma maior amplitude de retornos registrados no caso de países emergentes, mas não é possível determinar se tal dispersão se dá pela existência de poucos dados a fim de determinar uma regressão apropriada.

Klement (2012) também estudou a forma como variáveis macroeconômicas se relacionam com o valor do CAPE para cada país. Em geral, crescimento do PIB e juros reais correlacionam-se positivamente ao CAPE, ao passo que a inflação correlaciona-se negativamente com a métrica. É um ponto importante a ser ainda mais estudado, uma vez que pode fundamentar qualitativamente a utilização do CAPE a partir da sua relação com a teoria macroeconômica e de finanças.

Faber (2012) avaliou 32 diferentes mercados de ações ao redor do mundo e encontrou uma relação inversamente proporcional entre o valor do CAPE e os retornos futuros dos dez anos subsequentes. Para o mercado norte-americano, Faber (2012) encontrou o que descreveu como ‘zona de conforto’ de inflação: valores de inflação ao ano entre 1% e 4%, intervalo no qual os investidores aceitam pagar um prêmio em relação ao CAPE atual. Para valores de inflação acima desse intervalo, o CAPE decresce com o aumento da inflação, mostrando que investidores tem menor tolerância ao prêmio pago na compra dos ativos.

Keimling (2014) analisou 14 mercados de ações, além do mercado norte-americano, pelo período entre 1979 e 2013. Valores de CAPE abaixo de 8 foram seguidos por um retorno anual real de 13,1% na média, pelo período de 15 anos subsequentes. É de se esperar que haja variabilidade nos retornos e o estudo mostrou que nos piores cenários, um valor de CAPE abaixo de 8 gerou ao menos um retorno real anualizado de 5,7% pelos 15 anos seguintes de sua medição. Da mesma forma, valores de CAPE acima de 32 implicaram, na média, na inexistência de retornos nos 15 anos subsequentes.



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

É interessante notar que a observação de países em diferentes estágios de evolução dos seus mercados acionários, de desenvolvimento econômico e com diferentes padrões contábeis, pôde validar a capacidade de estimar retornos futuros de longo prazo através da observação de valores atuais de CAPE próximos de seus extremos em termos históricos. Em todos os casos, foi possível verificar uma relação inversa entre o valor do CAPE e os retornos futuros dos mercados de ações.

Klement (2012) e Keimling (2014) encontraram relações não-lineares entre o valor do CAPE e o retorno no longo prazo. Na verdade, a relação é melhor descrita por uma curva logarítmica decrescente. Keimling (2014) cita alguns momentos em que métricas de *valuation* altas no mercado americano foram consideradas inadequadas em fornecer algum alerta sobre os níveis de preços de mercado, por serem consideradas ultrapassadas em tais momentos - a fim de sustentar racionalmente um mercado de grande alta nas bolsas - por conta do advento de novas tecnologias: 1901 (introdução da produção em massa), 1928 (advento do telefone), 1966 (fim do padrão ouro) e 1996 (era dos computadores e globalização). No entanto, a experiência indica que os valores das métricas de *valuation*, incluindo o CAPE, tem tendência de reversão à média, o que implica que aqueles que investiram em momentos de supervalorização do mercado, via de regra apresentaram retornos negativos ou nulos em um horizonte de 15 a 20 anos.

Keimling (2014) também cita três momentos da história norte-americana em que o CAPE atingiu valores abaixo de 8: em 1917, 1932 e 1980. O investimento por 15 anos, iniciado em cada um desses anos teria gerado, em média, um retorno de 10,5% ao ano.

Em uma análise similar, Faber (2012) elencou os dez melhores e piores períodos (em termos de retornos), cada um com duração de dez anos, de investimentos no mercado acionário americano, desde 1871. Os dez melhores períodos apresentaram um CAPE médio, imediatamente anterior ao período analisado, de 10,92, com retornos anualizados de 16,1% no período. Já os piores períodos, foram precedidos de um CAPE médio de 23,31, com um retorno médio anualizado de -3,3%.

Faber (2012) observa ainda que os resultados não são surpreendentes, já que relacionam os retornos futuros com o preço pago por ativos no presente. De fato, a base do que se chama de *Value Investing* (investimento em valor, em português), na definição de Asness *et al.* (2015), consiste na compra de ativos que são considerados baratos em termos de uma ou mais métricas de *valuation*. Tais ativos considerados baratos, por experiência, tendem a ter retornos superiores a ativos considerados caros. De fato, interpretando de forma matemática um valor de CAPE considerado demasiadamente alto em comparação com a média de longo prazo para determinada ação ou mercado, a experiência mostra que há uma tendência de queda nos preços (numerador do índice) de forma que a relação representada pelo CAPE convirja para valores mais próximos da média histórica.

Gray e Vogel (2013) aplicaram os mesmos ajustes feitos por Campell e Shiller (1988) ao PE (Índice Preço-Lucro), em outras métricas de *valuation* comumente utilizadas na academia e no mercado financeiro, a fim de avaliar a capacidade de previsão dessas métricas. Os autores, que aplicaram as métricas ciclicamente ajustadas propostas em um conjunto amplo de ações norte-americanas, encontraram uma relação considerada claramente monotônica entre o valor das métricas de *valuation* propostas e a performance de portfólios construídos a partir da escolha de ações para cada faixa de valores das métricas de *valuation*.

Algumas das métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas propostas por Gray e Vogel (2013) merecem uma análise também dispensada ao CAPE por outros autores, principalmente no que diz respeito às suas aplicações em mercados de ações nacionais de diferentes países e em diferentes estágios de evolução. Além disso, optou-se por incluir uma métrica nova, a fim de refletir o uso comum na academia e no mercado financeiro de métricas que comparam o

dividendo atual das empresas e o preço de suas ações, a qual será chamada neste trabalho de CADP (*Cyclically Adjusted Dividend Price*). Neste caso, será utilizado o dividendo total das ações que compõem o índice e o preço do próprio índice.

A falta de outros trabalhos analisando diferentes métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas, que não o CAPE, deixa inexplorada uma área que pode ser de interesse tanto acadêmico quanto aplicado ao mercado. Estabelecer uma relação entre o retorno de ações, ou índices de ações, no longo prazo e valores de métricas de *valuation* atuais, como busca-se neste trabalho, sempre foi uma das questões de interesse e debate em Finanças, em âmbito nacional e internacional.

### 3. Metodologia

#### 3.1. Amostra

A amostra utilizada neste trabalho consiste de valores dos índices de ações e índices de preços oficiais de 17 países, entre eles países desenvolvidos e países emergentes, que são apresentados na Tabela 1. Tais países foram selecionados a partir de uma amostra de 51 países, a maior parte deles presente no índice MSCI ACWI (*All Country World Index*), um dos mais importantes índices de referência de mercados de ações globais.

Vale ressaltar que, conforme o objetivo do estudo, são relevantes dados anteriores a vinte anos da realização da análise, de forma a capturar pelo menos um período de análise do retorno em relação às métricas de *valuation*, assim, a decisão foi por analisar países com dados datando, pelo menos, do ano 2000. Como primeiro filtro, retirou-se da amostra países com dados de índices de ações ou índices de preços apenas após 2000.

O segundo fator limitante foi a amostra de indicadores relacionados aos índices de ações, como Lucros, Valor Contábil e Dividendos, de cada um dos países. Alguns dos países com um maior histórico de dados sobre preços de índices de ações, não apresentaram uma base de dados de indicadores com a mesma extensão, o que impossibilitou sua inclusão no estudo.

Desta forma, a lista de 51 países foi reduzida a um total de 17 países, todos eles componentes do MSCI ACWI. De fato, os 17 países mantidos na análise correspondem a mais de 70% da composição do MSCI ACWI, conforme o relatório de setembro de 2020.

A base de dados utilizada é proveniente do terminal Bloomberg, que permite o acesso a tais históricos, além da possibilidade de extrair os valores utilizados na construção das métricas, como Valor dos Dividendos Pagos, Lucro e Valor Contábil relativos às ações que compõem os índices, ao longo dos anos.

**Tabela 1:** Países selecionados para composição da amostra e os códigos no terminal Bloomberg de cada um dos índices de ações e preços utilizados, respectivamente

País	Índice de Ações (código Bloomberg)	Índice de Preços (código Bloomberg)
África do Sul	JALSH Index	SACPI Index
Alemanha	DAX Index	GRCP2000 Index
Austrália	AS52 Index	AUCPI Index
Bélgica	BEL20 Index	BECPI Index
Brasil	IBOV Index	BZPIIPCA Index
Canadá	SPTSX60 Index	CACPI Index
Dinamarca	KFX Index	DNCPINew Index
Espanha	IBEX Index	SPIPC Index
Estados Unidos	SPX Index	CPURNSA Index
Filipinas	PCOMP Index	PHC2AL12 Index



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

Grécia	ASE Index	GKCPNEWL Index
Hong Kong	HSI Index	HKCPI Index
Holanda	AEX Index	NECPIND Index
Hungria	BUX Index	HUCPINDX Index
Japão	NKY Index	JCPNGEN Index
México	MEXBOL Index	MXCPI Index
Portugal	PSI20 Index	PLCPI Index

### 3.2. Indicadores

O cálculo do CAPE segue o primeiro modelo proposto por Robert Shiller em seu *website* (<http://www.econ.yale.edu/~shiller/>), que exclui informações sobre recompra de ações, que tornaram-se mais comuns nos Estados Unidos da América após 2008. Opta-se por este modelo pois a disponibilidade de dados sobre recompra de ações para alguns dos mercados analisados é limitada e deseja-se acima de tudo um tratamento homogêneo aos dados. Além disso, mesmo em países em que o índice de recompra de ações é maior, a aplicação ampla de tal política de recompra de ações é relativamente recente, com pouco impacto na série histórica.

A fórmula utilizada é como segue:

- CAPE: Índice Preço/Lucro Ciclicamente Ajustado

$$CAPE = \frac{Preço_{final}}{\frac{1}{n} \sum_{1}^n Lucro_n \cdot \left( \frac{índice\ de\ preços_{final}}{índice\ de\ preços_n} \right)}$$

Onde os valores de índice de preços<sub>final</sub> e Preço<sub>final</sub> referem-se aos valores do índice de preços e índice de ações, respectivamente, para o mês de referência ao qual o CAPE é calculado. Para os valores de Preço<sub>final</sub>, utiliza-se o valor da média mensal dos preços de fechamento do índice de ações. Os valores de Lucro<sub>n</sub> e índice de preços<sub>n</sub> referem-se aos lucros de todas as ações que compõem o índice de ações e o índice de preços utilizado, respectivamente, no mês n-ésimo anterior ao mês de análise. No caso deste estudo, n varia entre 1 e 120. As outras métricas utilizadas são calculadas aplicando-se o mesmo conceito utilizado por Campbell e Shiller (1988) em relação ao CAPE, como abaixo:

- CABM: Índice Valor Contábil/Capitalização a Mercado Ciclicamente Ajustado:

$$CABM = \frac{\frac{1}{n} \sum_{1}^n ValorPatrimonial_n \cdot \left( \frac{índice\ de\ preços_{final}}{índice\ de\ preços_n} \right)}{Preço_{final}}$$

Onde o ValorPatrimonial<sub>n</sub> representa o valor patrimonial de todas as ações que compõem o índice de ações, no n-ésimo mês anterior ao mês de análise.

- CADP: Índice Dividendo/Preço Ciclicamente Ajustado:

$$CADP = \frac{\frac{1}{n} \sum_{1}^n Dividendos_n \cdot \left( \frac{índice\ de\ preços_{final}}{índice\ de\ preços_n} \right)}{Preço_{final}}$$

Onde o termo Dividendos<sub>n</sub> representa a soma dos valores pagos em dividendos por todas as empresas no mês n-ésimo anterior ao mês de análise.



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

Note que, no caso da existência da relação esperada, em que métricas que indicam ações ou índices mais caros implicam menores retornos futuros, tal relação é inversamente proporcional no caso do CAPE e diretamente proporcional no caso do CABM e CADP.

A disponibilidade de um conjunto menor de dados para o EBITDA e para o Fluxo de Caixa Livre para os índices de ações tornou inviável o teste dos indicadores CA-EBITDA/TEV (Índice EBITDA/Valor Total das Empresas a Mercado) e CA-FCF/TEV (Índice Fluxo de Caixa Livre/Valor Total das Empresas a Mercado), testados por Gray e Vogel (2013).

### 3.3. Tratamento e Análise dos Dados por Redes Neurais

As redes neurais, como partes de um campo maior de algoritmos conhecidos como *machine learning* ou aprendizado da máquina, são uma das ferramentas que permitem que o computador aprenda, com baixa ou nenhuma interferência humana, através da experiência.

Redes neurais são compostas pelo que se chamam *neurons* (ou neurônios), que recebem dados e os processam através de diferentes funções, conhecidas como funções de ativação, que permitem às redes neurais capturar relações entre os dados e resultados. Em arquiteturas mais comuns, tais neurônios são agrupados em camadas, com o fluxo de dados processados seguindo sequencialmente para cada camada posterior, em um mecanismo conhecido como *feedforward*.

Cada neurônio tem também associado a si um peso, ou seja, um fator de multiplicação para cada dado recebido na entrada. Para o que é conhecido como treinamento (ou *fitting*) da rede neural, é utilizado um mecanismo chamado de *backpropagation*, de forma que os erros cometidos na aproximação entre valor previsto pela rede e valor real com base nos dados observados, permitam uma atualização dos pesos de cada neurônio, com propagação da camada de saída em direção à primeira camada, ou camada de entrada. É essa definição iterativa dos pesos que permite à rede melhorar suas previsões.

Em geral, como boa prática, se estabelece um percentual da amostra como direcionada ao treinamento da rede neural e o restante para a validação da rede neural. Desta forma, permite-se verificar problemas como *overfitting* (ajuste demasiadamente acurado para as condições de treinamento e sem poder preditivo real para outros dados) ou a necessidade de ajustes na arquitetura da rede neural (acrescentar mais camadas ou mais neurônios, além de outras possibilidades de alteração).

Pelo seu uso e demanda crescentes para resolução de novos problemas, existe um grande número de arquiteturas de redes neurais atualmente, como por exemplo redes neurais convolucionais para processamento de imagens e redes neurais recorrentes para processamento de séries temporais. Este trabalho utilizará a arquitetura MLP (*multilayer perceptron*), com neurônios distribuídos em camadas lineares.

Conforme destacam Bengio, Courville e Goodfellow (2016), uma rede neural MLP nada mais é do que uma aplicação matemática mapeando um conjunto de valores de entrada (*inputs*) em um conjunto de valores de saída (*outputs*). Para este trabalho, os valores de entrada serão as métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas, e os valores de saída, os retornos anualizados em um período de dez anos. Redes neurais MLP fazem parte de um subconjunto ainda mais restrito do que se conhece como *machine learning*, o conjunto do *deep learning* (aprendizado profundo), conforme Bengio, Courville e Goodfellow (2016) mostram através de um diagrama de Venn.

Bengio e Delalleau (2011) mostram que a adição de mais camadas escondidas em redes neurais permite representar de forma mais eficiente certas famílias de funções. De fato, as chamadas *Deep Neural Networks* (redes neurais com múltiplas camadas escondidas) podem aproximar qualquer aplicação contínua, conforme notam Bianchini e Scarselli (2014).



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

Desta forma, opta-se por utilizar uma rede neural profunda, ou *Deep Neural Network* ao invés de uma *Shallow Neural Network* (apenas uma camada escondida) neste trabalho. Serão adotadas duas abordagens diferentes: a primeira delas é feita através de uma única rede neural para aplicação em todos os países, de forma irrestrita. A segunda abordagem é baseada na utilização de uma rede neural para países desenvolvidos e outra para países emergentes, de forma a verificar se esta classificação permite melhorar os resultados obtidos para cada grupo de países. É possível que o número de pontos observados e o estágio de avanço do mercado financeiro de cada país tenham influência no resultado obtido, o que motiva a aplicação dessa abordagem. Klement (2012) adotou uma abordagem semelhante ao avaliar o CAPE como preditor de retornos futuros.

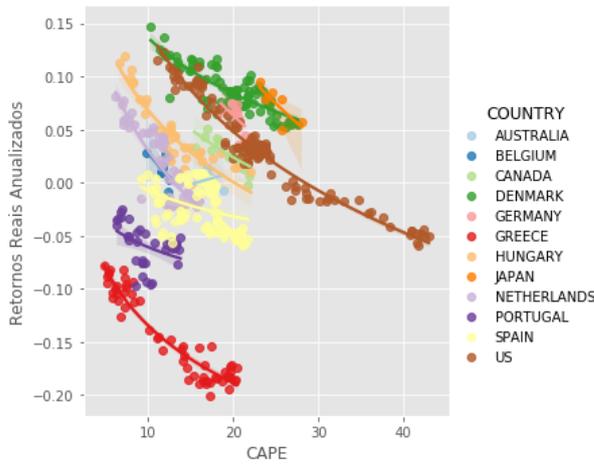
Cada uma das três redes neurais utilizadas tem um total de três *inputs* (ou dados de entrada), referentes aos valores de cada uma das três métricas de *valuation* selecionadas para o estudo. Com apenas um neurônio de saída, o *output* obtido é o retorno anualizado previsto para o índice em dez anos.

Através do teste de diversas arquiteturas, optou-se por utilizar redes com quatro camadas intermediárias, as chamadas camadas escondidas, sendo cada uma delas composta por 50 neurônios. Com intuito de evitar o *overfitting*, principalmente considerando-se o tamanho da amostra utilizada neste estudo, utilizou-se o mecanismo de *dropout* no treinamento das redes neurais, com um parâmetro de 10%. O *dropout* inativa uma porcentagem dos neurônios, conforme o parâmetro determinado, a cada rodada de treinamento da rede. A escolha dos neurônios é feita randomicamente, fazendo com que diferentes neurônios sejam desligados a cada iteração. Isso cria uma menor dependência da rede como um todo de cada neurônio, diminuindo o *overfitting*.

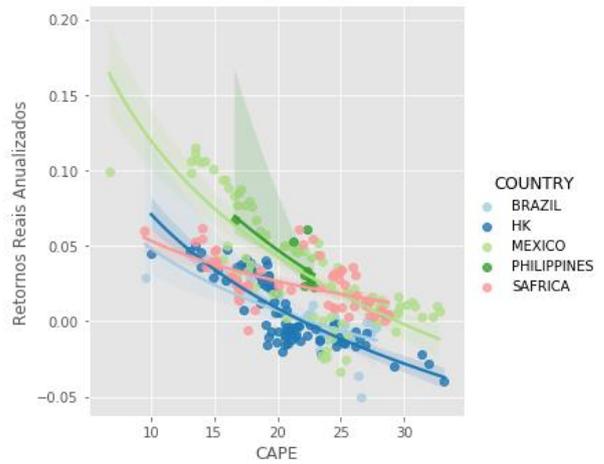
Optou-se pelo uso da função ReLU (*Rectified Linear Unit*) como ativador da camada de entrada e das camadas ocultas. Por tratar-se de um problema de regressão, não foi utilizada nenhuma função de ativação na camada de saída. As amostras foram divididas em 75% dos dados para treinamento das rede neurais, e os 25% restantes para testes (também chamados de validação), posteriormente ao treinamento.

#### 4. Resultados

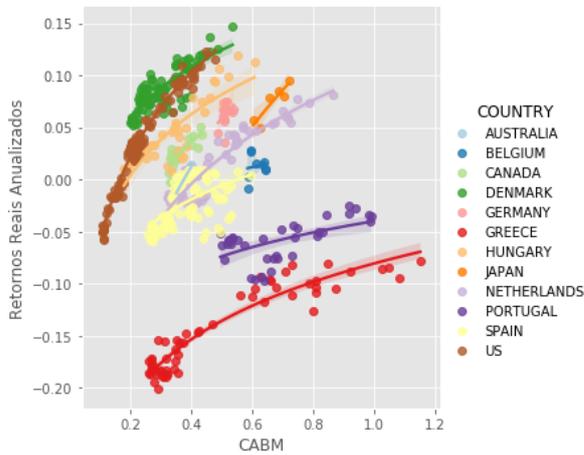
Após o tratamento dos dados, uma separação entre países desenvolvidos e emergentes e seus respectivos retornos anualizados conforme o nível de cada uma das métricas pode ser visto nas Figuras 1.a-f. As curvas ajustadas aos dados de cada país são logarítmicas, conforme sugere o trabalho de Klement (2012).



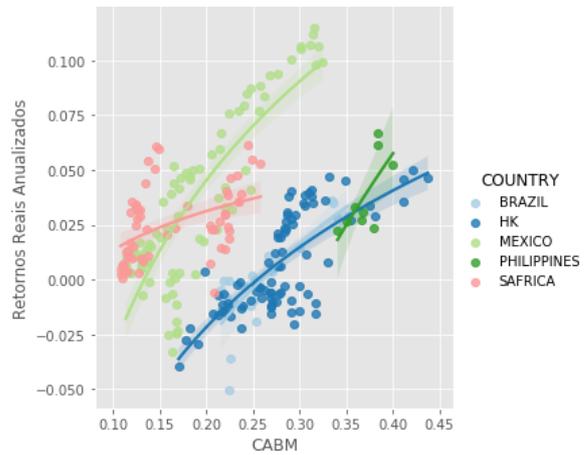
**Figura 1.a:** Retornos reais anualizados x CAPE para países desenvolvidos



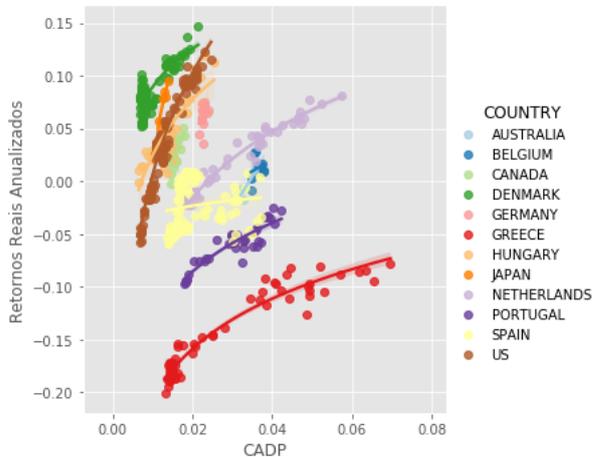
**Figura 1.b:** Retornos reais anualizados x CAPE para países emergentes



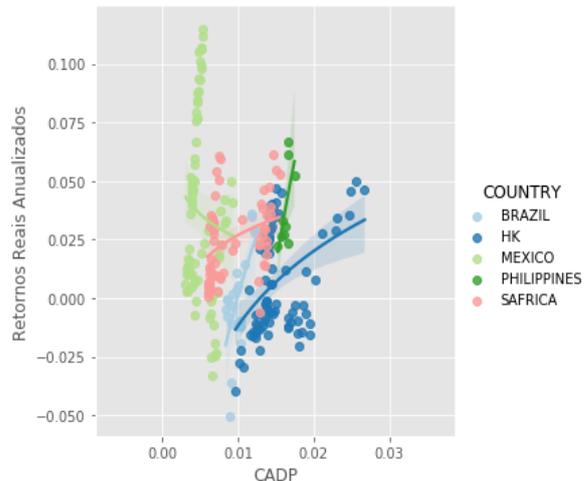
**Figura 1.c:** Retornos reais anualizados x CABM para países desenvolvidos



**Figura 1.d:** Retornos reais anualizados x CABM para países emergentes



**Figura 1.e:** Retornos reais anualizados x CADP para países desenvolvidos



**Figura 1.f:** Retornos reais anualizados x CADP para países emergentes

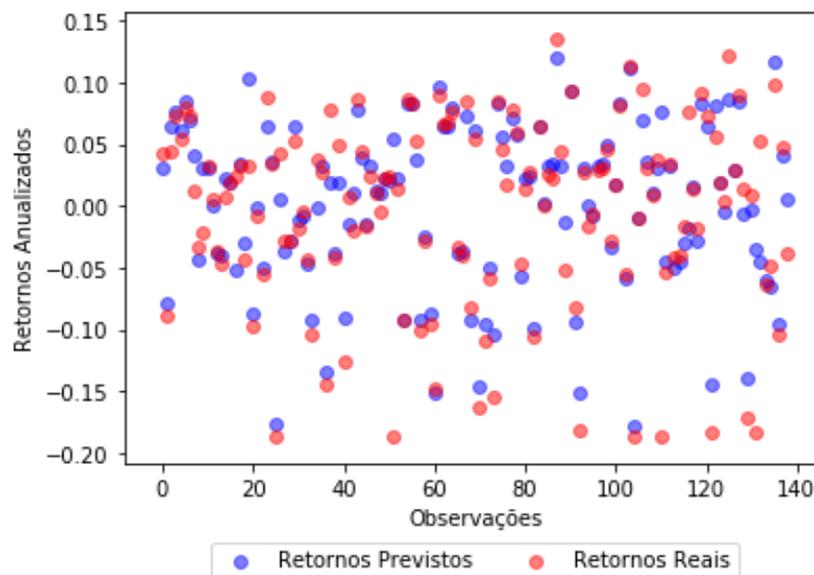
**Notas:** CAPE: Índice Preço/Lucro Ciclicamente Ajustado; CABM: Índice Valor Contábil/Valor a Mercado Ciclicamente Ajustado; CADP: Índice Dividendo/Preço Ciclicamente Ajustado.

As Figuras 1.a e 1.b mostram os retornos futuros de dez anos anualizados de cada um dos índices de ações dos países em comparação aos níveis de CAPE registrados. O número limitado de pontos dificulta uma observação homogênea para o grupo de países como um todo, principalmente para o grupo de países emergentes, que apresenta menos pontos. No entanto, observa-se uma relação inversa e não-linear entre o nível de CAPE e o retorno futuro para cada um dos países.

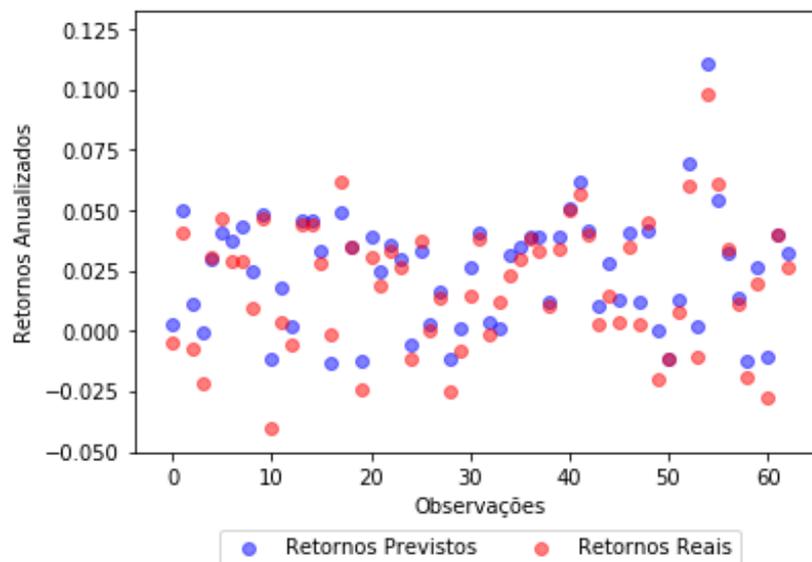
No caso das métricas CABM (Figuras 1.c e 1.d) e CADP (Figuras 1.e e 1.f), observa-se uma relação positiva entre as métricas e os retornos e a relação também não é linear. Mais uma vez, a quantidade de pontos para os países emergentes dificulta uma observação de distribuição homogênea dos pontos para alguns países, mas mesmo em tais casos, a relação entre retornos e métricas é visível.

Em se tratando das três métricas, espera-se que uma maior quantidade de dados permita uma visualização das relações descritas para cada um dos grupos de países, sem distinção por país. É importante ressaltar que nesta seção, todas as referências a retornos reais estão relacionadas aos retornos anualizados, em termos reais, dos índices em um período de dez anos, registrados historicamente, em oposição aos retornos chamados de previstos ou calculados, que referem-se aos resultados (*outputs*) das redes neurais.

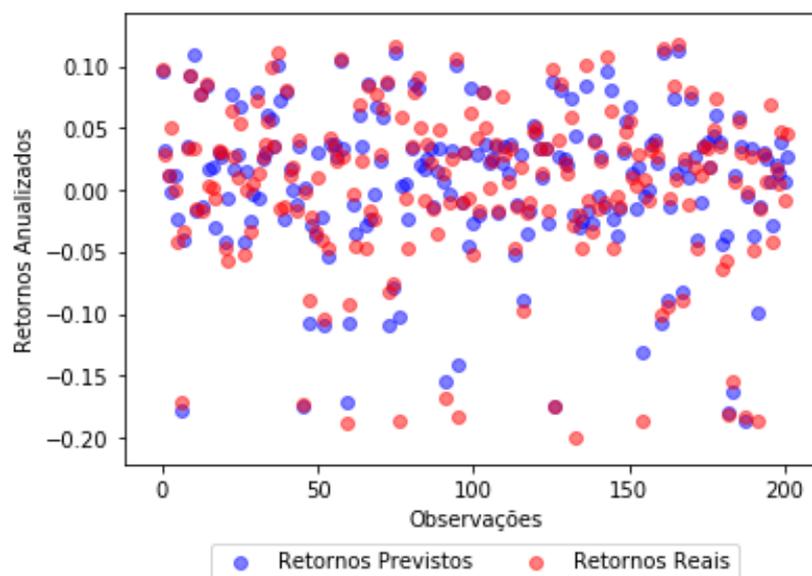
O resultado da validação das redes pode ser visto nas Figuras 2.a-c.



**Figura 2.a:** Retornos previstos pela rede neural e retornos reais registrados na amostra de validação para países desenvolvidos



**Figura 2.b:** Retornos previstos pela rede neural e retornos reais registrados na amostra de validação para países emergentes



**Figura 2.c:** Retornos previstos pela rede neural e retornos reais registrados na amostra de validação para a combinação dos dois grupos de países

Nota-se que a previsibilidade dos retornos, por parte do algoritmo, se torna menor nos extremos. Possivelmente, esse resultado deve-se ao fato de tais retornos terem menor frequência na base de dados utilizada, ocasionando uma menor habilidade das redes neurais em lidar com intervalos de valores pouco conhecidos.

Seguindo a abordagem de Horel e Giesecke (2018), a Tabela 2 mostra a comparação entre o Erro Quadrado Médio (MSE) de cada uma das redes neurais e de regressões lineares para as mesmas bases de dados utilizadas, em cada um dos três casos. Em termos de Erro Quadrado Médio, os resultados obtidos pelas redes neurais em comparação às regressões

lineares foram superiores em três ordens de grandeza, conforme esperado após a observação das Figuras 1.a até 1.f.

**Tabela 2:** Erros Quadrados Médios observados nas redes neurais utilizadas e em regressões lineares, sobre a mesma base de dados

Modelo	Países Desenvolvidos	Países Emergentes	Global
MSE (Rede Neural)	$1,52 \times 10^{-3}$	$9,06 \times 10^{-5}$	$6,75 \times 10^{-3}$
MSE (Regressão Linear)	1,025	$3,31 \times 10^{-1}$	1,07

A Tabela 3 mostra o resultado do Erro Quadrado Médio obtido para cada rede, após exclusão de uma das métricas. Os resultados indicam existir melhora no Erro Quadrado Médio quando utilizada a métrica CABM em conjunto com outra métrica. Para o caso global, houve melhora no Erro Quadrado Médio quando extraída uma das métricas de *valuation* da análise. De qualquer forma, as variações no MSE entre os casos para duas ou três métricas diferem a menos de uma ordem de grandeza no geral.

**Tabela 3:** Erros Quadrados Médios observados ao remover uma das métricas do conjunto de entrada de cada uma das redes neurais

Modelo	Países Desenvolvidos	Países Emergentes	Global
CAPE + CABM	$3,02 \times 10^{-3}$	$1,74 \times 10^{-4}$	$2,06 \times 10^{-3}$
CAPE + CADP	$4,04 \times 10^{-3}$	$2,18 \times 10^{-4}$	$3,93 \times 10^{-3}$
CABM + CADP	$2,47 \times 10^{-3}$	$2,16 \times 10^{-4}$	$2,23 \times 10^{-3}$

Utilizando-se apenas uma métrica, o resultado obtido não foi satisfatório na amostra de validação e acredita-se que a arquitetura da rede neural deva ser alterada para aplicação deste método. Para as bases divididas em grupos de países desenvolvidos e emergentes, houve piora no Erro Quadrado Médio ao retirar uma das métricas ao treinar e validar a respectiva rede. No caso da base de dados global, houve melhora no Erro Quadrado Médio.

As análises subsequentes referem-se às redes neurais com as três métricas utilizadas simultaneamente. É importante testar a significância dos modelos obtidos após o treinamento das três redes, utilizando mais uma vez a amostra de validação.

A fim de examinar a significância das diferenças por meio de um teste de médias, primeiro deve-se garantir que há o cumprimento das premissas de normalidade e homogeneidade de variâncias entre grupos. Para avaliar a normalidade da amostra, foi feito o teste de Kolmogorov-Smirnov nos retornos obtidos pela rede neural e também nos retornos reais, conforme mostra a Tabela 4.

Em relação à homogeneidade de variâncias, foi realizado o teste de Levene para os mesmos dados de retornos reais e previstos, conforme apresentado na Tabela 5.

**Tabela 4:** Resultados dos testes de Kolmogorov-Smirnov

Modelo	Países Desenvolvidos	Países Emergentes	Global
Retorno Calculado	D = 0,452, p = 0,000	D = 0,495, p = 0,000	D = 0,455, p = 0,000
Retorno Real	D = 0,446, p = 0,000	D = 0,484, p = 0,000	D = 0,453, p = 0,000
Resultado	Não apresenta normalidade	Não apresenta normalidade	Não apresenta normalidade

**Tabela 5:** Resultados dos testes de Levene

Modelo	Países Desenvolvidos	Países Emergentes	Global
Retorno Calculado x Real	D = 1,051, p = 0,306	D = 1,197, p = 0,276	D = 0,841, p = 0,359
Resultado	Apresenta homogeneidade	Apresenta homogeneidade	Apresenta homogeneidade

A não observância de normalidade nas séries de retornos, tanto calculados pelas redes neurais quanto reais, indica a necessidade de uso de um teste não paramétrico em substituição ao Teste t de Student. Adotou-se aqui o Teste de Mann-Whitney (ou Teste de Wilcoxon-Mann-Whitney), que é considerada a versão não-paramétrica do Teste t. Sua principal diferença é testar a igualdade das medianas, em comparação ao Teste t que testa a igualdade das médias da amostra. Tem-se neste caso os valores apresentados na Tabela 6 para as três redes neurais utilizadas.

**Tabela 6:** Resultados dos testes de Mann-Whitney

Modelo	Países Desenvolvidos	Países Emergentes	Global
Retorno Calculado x Real	D = 9502,0, p = 0,4068	D = 1750,5, p = 0,1273	D = 20072,0, p = 0,3894
Resultado	Apresentam medianas iguais	Apresentam medianas iguais	Apresentam medianas iguais

Os resultados obtidos através do Teste de Mann-Whitney para as três redes neurais evidenciam haver significância estatística nos modelos obtidos, visto que a diferença entre o retorno calculado e o previsto não é significativa estatisticamente. O resultado amplia a proposta de Faber (2012), Klement (2012) e Keimling (2014), ao não rejeitar a hipótese de que os níveis de métricas ciclicamente ajustadas atuais tem relevância para determinação de retornos futuros de índices de ações para prazos de 10 anos e indica que outras métricas ciclicamente ajustadas também apresentam relação com retornos futuros. Além disso, como inferido inicialmente, verifica-se que o uso de tais métricas combinadas, melhoram, na maior parte dos casos, a estimativa de retornos futuros.

## 5. Considerações Finais

Este trabalho teve por objetivo ampliar o uso de métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas, para além do uso do CAPE, e aplicar tais métricas em índices de ações de diferentes países, a fim de verificar a proposição de que tais métricas relacionem-se com retornos futuros dos índices de ações. Além disso, propôs-se um instrumental diferente do já utilizado na literatura, com o uso de redes neurais, a fim de tratar relações em que se esperava encontrar não-linearidade, poucos dados e heterogeneidade entre tais dados. Foram utilizados dados de 17 países no período iniciado em 1964, para a série com maior número de pontos, até dados de fechamento do mês de agosto de 2020. Todos os países utilizados na análise apresentam pelo menos 20 anos de dados, anteriormente ao período de agosto de 2020.

Os resultados obtidos não rejeitam a hipótese de pesquisa, mostrando haver uma relação entre as métricas e os retornos futuros. Os resultados também mostraram a capacidade das redes neurais em lidar com os problemas descritos e generalizar o tratamento numérico da relação entre métricas e retornos.

A obtenção de uma base de dados maior para indicadores relativos aos índices de ações, principalmente uma base que contenha um número de pontos satisfatório de dados sobre



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

EBITDA, Valor Total de Mercado e Fluxo de Caixa Livre, permitiria testar mais métricas ciclicamente ajustadas, além de um número maior de países.

Conforme citado anteriormente, Gray e Vogel (2012), Gray e Carlisle (2012) e Loughran and Wellman (2012) indicam a superioridade da métrica de *valuation* EBITDA/Valor Total de Mercado em relação à outras métricas na previsão de retornos futuros, o que torna necessário testar futuramente essa métrica adaptada a um ajuste cíclico.

É possível também trazer um refino maior aos resultados das redes neurais com um maior número de dados disponíveis e melhorar suas previsões para valores extremos de métricas. Outro ponto a se considerar é o estudo aprofundado de grandezas macroeconômicas e seus efeitos nas métricas de *valuation* ciclicamente ajustadas e nos retornos futuros de mercados de ações. Atualmente, a literatura carece de experimentações nas relações entre essas grandezas e as métricas de *valuation*, bem como uma teoria que dê base à estas relações, inclusive em questões comportamentais relacionadas às expectativas futuras dos agentes atuantes no mercado e suas disposições acerca do risco.

Somada à limitação relativa ao acesso a um pequeno número de observações de cada uma das grandezas utilizadas, inclusive limitando o número de métricas utilizadas, existe a limitação prática de aplicar tais relações em modelos sistemáticos de investimentos. Embora as redes neurais tenham sido capazes de lidar com dados de diferentes períodos e diferentes países, os resultados podem variar, se utilizadas as redes para predição em novos períodos futuros, uma vez que valores extremos de cada uma das métricas podem permanecer em tais patamares por períodos mais longos do que anteriormente observados. Em outras palavras, embora a literatura indique haver uma reversão à média das métricas de *valuation*, este trabalho não foi desenvolvido com objetivo de estimar o tempo necessário para que tal reversão ocorra.

## Referências

- Arnott, C.; Kalesnik, V.; Masturzo, J. (2018). CAPE fear: why CAPE naysayers are wrong. *Research Affiliates*. Disponível em: [https://www.researchaffiliates.com/en\\_us/publications/articles/645-cape-fear-why-cape-naysayers-are-wrong.html](https://www.researchaffiliates.com/en_us/publications/articles/645-cape-fear-why-cape-naysayers-are-wrong.html). Acesso em: 8 abr 2020.
- Asness, C. (2012) An old friend: the stock market's Shiller P/E. *AQR Capital Management*. Disponível em: <https://www.aqr.com/Insights/Research/White-Papers/An-Old-Friend-The-Stock-Markets-Shiller-PE>. Acesso em: 30 mai 2020.
- Asness, C.; Frazzini, A.; Israel, R.; Moskowitz, T. (2015). Fact, fiction and value investing. *Journal of Portfolio Management*, 42, 34-52.
- Bengio, Y.; Delalleau, O. (2011). Shallow vs. deep sum-products networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 24, 666-674.
- Bengio, Y.; Courville, A.; Goodfellow, I. (2016). Deep learning. MIT Press. 1-26.
- Bianchini, M.; Scarselli, F. (2014). On the complexity of shallow and deep neural network classifiers. *22<sup>nd</sup> European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*, 371-376.
- Constantini, M. (2016). Return predictability: the Campbell and Shiller cyclically-adjusted price-to-earnings ratio. *Universidad de San Andrés Departamento de Economía*.
- Campbell, J. Y.; Shiller, R. J. (1988). Stock prices, earnings, and expected dividends. *The Journal of Finance*, 43(3), 661-676.



São Paulo 28 a 30 de julho 2021.

- Campbell, J. Y.; Shiller, R. J. (1998). Valuation ratios and the long-run stock market outlook. *The Journal of Portfolio Management*, 24(2), 11-26.
- Campbell, J. Y.; Shiller, R. J. (2001). Valuation ratios and the long-run stock market outlook: An Update. *Cowles Foundation Discussion Paper*, 1295.
- Estrada, J. (2015). Multiples, forecasting, and asset allocation. *SSRN Electronic Journal*. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2594612>. Acesso em: 11 abr 2020.
- Faber, M. (2012). Global value: building trading models with the 10 year CAPE. *Cambria Quantitative Research*, 5.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Fama, E. F.; French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance* 47(2), 427-465
- Graham, B.; Dodd, D. L. (1934). Security analysis. McGraw-Hill. 452.
- Gray, W. R.; Vogel, J. (2012). Analyzing valuation measures: a performance horse race over the past 40 years. *Journal of Portfolio Management*, 39(1), 112-121.
- Gray, W. R.; Carlisle, T. (2012). Quantitative value. John Wiley & Sons.
- Gray, W. R.; Vogel, J. (2013). On the performance of cyclically adjusted valuation measures. *SSRN Electronic Journal*. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2329948>. Acesso em: 8 abr 2020.
- Horel, E.; Giesecke, K. (2018). Significance tests for neural networks. *SSRN Electronic Journal*. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3335592>. Acesso em: 5 out 2020.
- Jivraj, F.; Shiller, R. J. (2017). The many colours of CAPE. *Yale ICF Working Paper No. 2018-22*.
- Keimling, N. (2014). CAPE: predicting stock market return. *StarCapital Research Publication, February 2014*. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2558474>. Acesso em: 30 mai 2020.
- Klement, J. (2012). Does the Shiller-PE work in emerging markets? *SSRN Electronic Journal*. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2088140>. Acesso em: 30 mai 2020.
- Loughran, T.; Wellman, J. (2012). New evidence on the relation between the enterprise multiple and average stock returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 46(6), 1629-1650
- Martinez, L. C.; Da Hora, D. N.; Palotti, J. R.; Meira, W.; Pappa, G. L. (2009) From an artificial neural network to a stock market day-trading system: a case study on the BM&F BOVESPA. *International Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, GA, 2006-2013*
- Shiller, R. J. (2020). Home page of Robert J. Shiller, 2020. Disponível em: <http://www.econ.yale.edu/~shiller/>. Acesso em: 17 set 2020