

Drops

Evitando águas turbulentas na Bolsa brasileira: como detectar empresas com indícios de “manipulação contábil”

GABRIEL COUTINHO DE AMARANTE

gabriel@partnr.ai
Co-Founder & CEO @ Partnr/Drops

PEDRO UCHIDA

pedro.uchida@partnr.ai
Partner & Líder de Finanças @ Partnr/Drops

DR. IGOR PEREIRA DA LUZ

igor@partnr.ai
Partner & CFO @ Partnr/Drops & Professor @ ESAG/UDESC

DR. ADRIANO DE AMARANTE

adriano.amarante@udesc.br
Professor @ ESAG/UDESC & Advisor @ Partnr/Drops



Índice

Drops da Bolsa	3
Introdução	4
Beneish M-Score	5 - 10
Prova de fogo do M-Score	6
O caso Enron	11
Montier C-Score	12 - 14
Prova de fogo do C-Score	13
Partnr Accounting Risk Ratio	15 - 19
Empresas que não passam no pente fino	17
E se o Partnr Accounting Risk Rating tivesse sido aplicado à Americanas?	19
Conclusão	20
Referências	21

Drops da Bolsa

O Drops é uma plataforma desenvolvida pela Partnr que tem como objetivo ajudar todo e qualquer investidor, independente do seu nível de conhecimento, a entender se uma ação é boa ou ruim e se seu preço de negociação está caro ou barato. Para isso, fazemos aplicação da ciência de dados e utilizamos uma linguagem simples e intuitiva na demonstração da análise.

A plataforma analisa todas as empresas listadas na bolsa de valores brasileira e dá notas, que variam de 0 a 10, para a qualidade das suas ações. As notas são geradas com base em um modelo matemático proprietário, que leva em conta aspectos de Eficiência, Saúde Financeira, Crescimento e Preço da Ação das companhias. Além disso, o Drops fornece uma descrição simples de como cada empresa ganha dinheiro, os principais destaques positivos e negativos de cada companhia, o cenário atual do negócio, os riscos operacionais inerentes da empresa e do setor que está inserida e os seus principais indicadores fundamentalistas.

Através do seguinte estudo, **será disponibilizado na plataforma do Drops um novo indicador de risco contábil, de forma totalmente gratuita**, a partir do mês de abril, para que possamos ajudar a construir um cenário de investimentos e mercado financeiro cada vez mais justo e transparente no Brasil.

A Partnr é uma startup de dados e tecnologias financeiras, que conta com uma extensa database de dados contábeis, regulatórios e econômicos das empresas listadas na Bolsa de Valores brasileira. Foi a partir dessa base de dados que o estudo foi conduzido.

Acesse gratuitamente o Drops da Bolsa em: <https://dropsdabolsa.com.br>

Introdução

O mercado financeiro é baseado na confiança dos resultados publicados pelas empresas, tendo em vista que eles refletem a capacidade das companhias em gerar valor para os stakeholders. Os resultados financeiros apresentam as receitas, despesas, investimentos e dívidas das empresas, além de indicar a sua saúde financeira e o seu potencial de crescimento. Os investidores, em busca da melhor alocação do seu patrimônio, utilizam essas informações no seu processo de tomada de decisão. Dessa maneira, é importante que os resultados sejam transparentes, confiáveis e devidamente auditados.

No entanto, as Ciências Contábeis nem sempre são ciências exatas. Devido à dificuldade de ser verificada por auditores externos e reguladores, a “contabilidade criativa” é uma realidade comum no ambiente empresarial, pois diversos itens são dependentes de avaliações, estimativas e critérios flexíveis. Assim, ela é capaz de afetar não apenas as organizações, mas também os investidores e a economia de maneira geral.

A discussão sobre a prática da “contabilidade criativa” foi renovada com o recente escândalo envolvendo as Lojas Americanas. Nesse sentido, questiona-se qual seria a maneira eficaz para o investidor evitar empresas que se beneficiam de práticas contábeis duvidosas. Além disso, será que as empresas suspeitas teriam os retornos de suas ações inferiores ao benchmark?

Para sorte dos stakeholders, existem algumas ferramentas que, através da análise de dados, podem auxiliar na detecção de possíveis casos de manipulação contábil-financeira, ou ao menos levantar pontos de atenção para maior investigação. Entre elas, destacam-se o Beneish M-Score e o Montier C-Score, indicadores analisados neste relatório.

A Partnr analisou, no mercado brasileiro, ambos os indicadores em conjunto, a partir dos relatórios do primeiro trimestre de 2012 ao terceiro trimestre de 2022, aplicados às empresas listadas na B3, excluindo companhias classificadas nos setores Bancos, Seguradoras, Resseguradoras e Holdings, devido a sua estrutura de negócio e as peculiaridades de seus relatórios contábeis. Tudo isso com o objetivo de levantar bandeiras vermelhas, para que haja investigação posterior, e poupar os investidores de perdas financeiras. Foi atingido um resultado satisfatório no que tange a evitar má performance dos investimentos e identificando o caso Americanas antes do desastre.

Beneish M-Score ^[1]

O Beneish M-Score é um modelo matemático desenvolvido pelo professor da Indiana University Bloomington, Messod Daniel Beneish, que visa identificar as empresas com altos estímulos para manipularem seus dados financeiros.

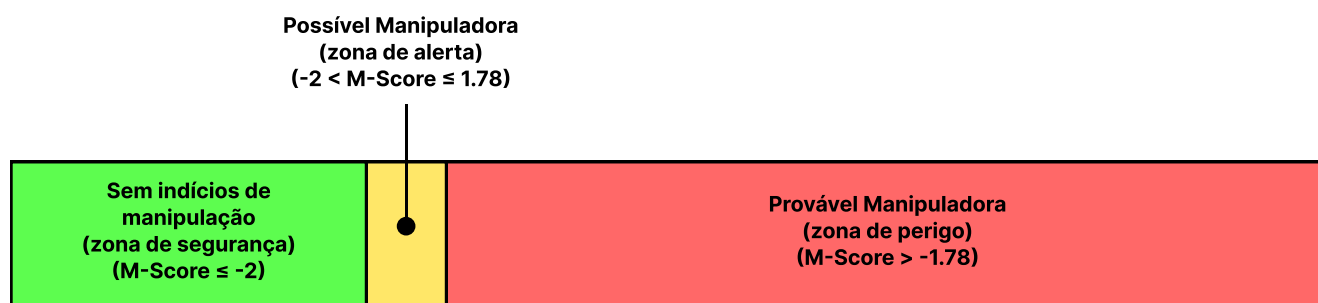
Beneish realizou testes a partir de uma amostra de 74 empresas que manipularam seus resultados financeiros e 2332 empresas não manipuladoras ao redor do mundo, com modelo de negócios semelhantes às companhias manipuladoras e que forneceram dados contábeis entre 1982 e 1992. Com as informações obtidas em sua pesquisa, ele criou um modelo combinando oito indicadores financeiros para gerar uma pontuação que denota a probabilidade de os resultados de determinada companhia terem sido manipulados. A pontuação final é determinada a partir de uma equação econométrica, que leva em consideração as tendências históricas dos indicadores financeiros.

O M-Score é composto pelos seguintes indicadores:

- * **DSRI ou Índice de Dias de Vendas em Recebíveis:** aumentos desproporcionais nas contas a receber em relação às vendas podem sugerir que a companhia está reconhecendo receitas prematuramente ou concedendo crédito generoso aos clientes para aumentar as vendas. Ambas as práticas podem levar a números de receita inflados e a uma representação imprecisa do desempenho real da empresa;
- * **GMI ou Índice de Margem Bruta:** uma queda na margem bruta pode ser um indicativo de problemas de rentabilidade, incentivando a administração a manipular os números para mascarar a degradação do desempenho. Empresas com margens brutas em declínio podem estar sob pressão para encontrar maneiras de melhorar sua aparência financeira;
- * **AQI ou Índice de Qualidade de Ativos:** pode ser um indicativo de manipulação dos resultados, já que ativos ligados à produção direta da empresa (como plantas industriais) são mais difíceis de serem manipulados. Assim, a mudança em ativos não circulantes não ligados à produção direta seriam mais flexíveis e poderiam sinalizar manipulação de contas.
- * **SGI ou Índice de Crescimento de Vendas:** um crescimento rápido das vendas pode aumentar a pressão sobre a administração para manter a aparência de sucesso, levando a um maior risco de manipulação dos resultados. Além disso, o crescimento rápido das vendas pode ser um sinal de que a empresa está empregando práticas agressivas de vendas e reconhecimento de receitas;
- * **DEPI ou Índice de Depreciação:** uma queda da depreciação pode indicar que a empresa tenha estendido a vida útil estimada de seus ativos ou está revisando a depreciação para aumentar seus lucros;
- * **SGAI ou Índice de Despesas Gerais e Administrativas com Vendas:** um aumento desproporcional entre as despesas gerais e administrativas e a receita pode ser visto como um sinal negativo pelo mercado, o que gera um incentivo para a empresa manipular suas contas;
- * **LVGI ou Índice de Alavancagem:** compara o endividamento total com os ativos disponíveis. Um aumento na alavancagem cria um incentivo para manipular os lucros, a fim de cumprir os covenants disponíveis, em que demasiada alavancagem pode indicar deterioração da saúde financeira da empresa;
- * **TATA ou Accruals Totais para Ativos Totais:** uma relação elevada entre as variações no fluxo de caixa e os ativos totais pode indicar que a empresa está usando accruals contábeis, como ajustes de receita e despesa, para manipular seus resultados. Accruals contábeis são mais fáceis de manipular do que o fluxo de caixa e podem ser usados para mascarar a verdadeira saúde financeira de uma empresa.

Nenhum dos aspectos isolados caracteriza manipulação de resultados. Cada variável é analisada e classificada como normal ou suspeita. O acúmulo de variáveis suspeitas pode gerar um alerta aos stakeholders das empresas. O M-Score, a partir do modelo matemático proposto, aponta para um número.

A metodologia classifica as companhias a partir do resultado final, como exposto na figura abaixo:



Prova de fogo do M-Score

No artigo original, o Beneish M-Score apresentou uma assertividade próxima a 80% em indicar empresas com fraudes em seu estudo global, com um tempo médio de descoberta de 19 meses após o término do ano fiscal do primeiro indício de manipulação. Apenas 17,5% das companhias classificadas como não manipuladoras vieram a se mostrar manipuladoras posteriormente.

Alguns exemplos de testes realizados em diferentes economias emergentes, são ilustrados a seguir:

Malásia [2]

Em estudo na Malásia, todas as empresas listadas na sua bolsa de valores (Bursa Malaysia) que foram identificadas, acusadas e processadas por cometer fraudes contábeis pela Comissão de Valores Mobiliários do país, desde 1993 até 2014, foram selecionadas como amostra da pesquisa.

- * 14 (82%) das 17 empresas consideradas fraudulentas obtiveram um M-Score superior a -2.22, sendo consideradas possíveis manipuladoras;
- * 13 (76%) das 17 empresas consideradas fraudulentas obtiveram um M-Score superior a -1.89 inferior a -1.78, sendo consideradas possíveis manipuladoras, de maior probabilidade;
- * 12 (71%) das 17 empresas consideradas fraudulentas obtiveram um M-Score superior a -1.78, sendo consideradas prováveis manipuladoras;

Detectando fraude nas demonstrações financeiras de empresas abertas listadas na Malásia: A confiabilidade do Modelo Beneish M-Score. Jurnal Pengurusan. Kamal, Mohamad & Md Salleh, Mohd Fairuz & Ahmad, Azlina. (2016).

	% de M-Scores > 2.22, -1.89, -1.78		
	M-Score > -2.22	M-Score > -1.89	M-Score > -1.78
Empresas consideradas fraudulentas	14	13	12
Assertividade de detecção (%)	82%	76%	71%

Indonésia ^[3]

Os dados utilizados como base para a pesquisa realizada na Indonésia foram os relatórios financeiros fraudulentos de 35 empresas abertas emitidos pela Agência Supervisora do Mercado de Capitais (FSA) no período de 2001 a 2014. Como grupo controle, foram utilizados dados financeiros de 35 empresas do mesmo setor industrial da amostra e que não cometeram fraudes fiscais no período analisado.

- * A precisão na identificação de fraudes foi de 77.1% (27 das 35 empresas que manipularam suas contas).
- * Das 35 empresas não fraudulentas, 28 (80%) foram classificadas corretamente.

Polônia ^[4]

Na Polônia, quatro empresas que receberam punições da Autoridade Polonesa de Supervisão Financeira por irregularidades relacionadas às demonstrações financeiras foram nomeadas de Alpha, Beta, Gamma e Delta ("manipuladores"). As empresas do grupo de controle, ou seja, companhias em que não ocorreu algum dos eventos citados acima, foram batizadas de Dzeta, Eta, Theta e Iota ("não manipuladores"). O valor limite do Beneish M-Score foi de -1,78.

- * O modelo apontou com 100% de precisão quais empresas são as manipuladoras.
- * O modelo não identificou as companhias do grupo controle como "manipuladoras".

Usando o modelo Beneish M-Score: Evidências de empresas (excluindo instituições financeiras) listadas na Bolsa de Valores de Varsóvia. Gestão de Investimentos e Inovações Financeiras. Holda, Artur. (2020).

Empresa	Medidas tomadas	M-Score	Classificado como manipulador?
Alpha	Multa da PFSA	0.70	SIM
Beta	Multa da PFSA	-1.68	SIM
Gamma	Retratação	74.37	SIM
Delta	Retratação	-1,74	SIM
Dzeta	-	-2,49	NÃO
Gamma	-	-2,27	NÃO
Beta	-	-2.28	NÃO
Gamma	-	-2.21	NÃO

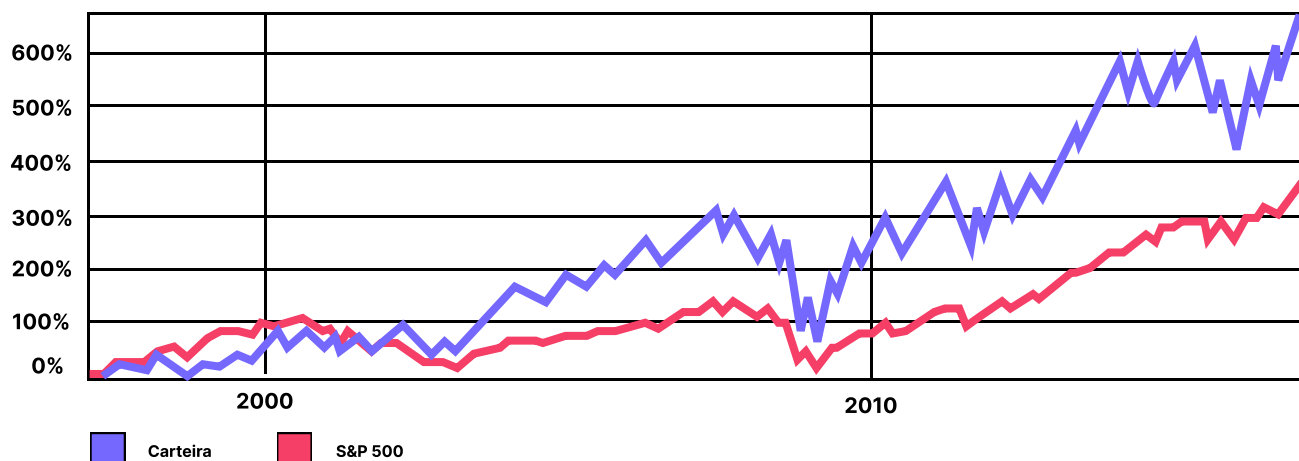
Após analisar a performance do Beneish M-Score em diferentes economias, as evidências sugerem que o modelo é mais do que capaz de detectar a maioria das empresas que cometem manipulação de lucros em suas demonstrações financeiras, possuindo uma assertividade altamente relevante.

Performance ^[5] ^[6]

Além de avaliar a probabilidade de manipulação de resultados, outro importante atributo do M-Score é sua capacidade de indicar empresas com alta probabilidade de performar pior que o benchmark no longo prazo.

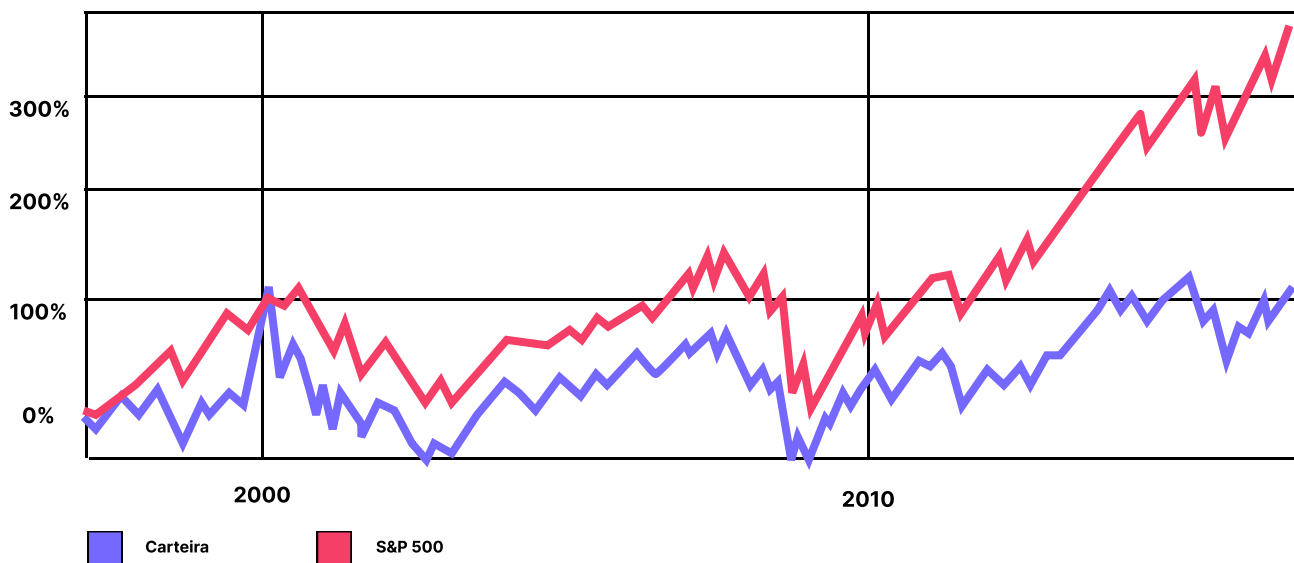
Estados Unidos

Backtest Equities Lab - M-Score < -2.22 (1997 - 2017)



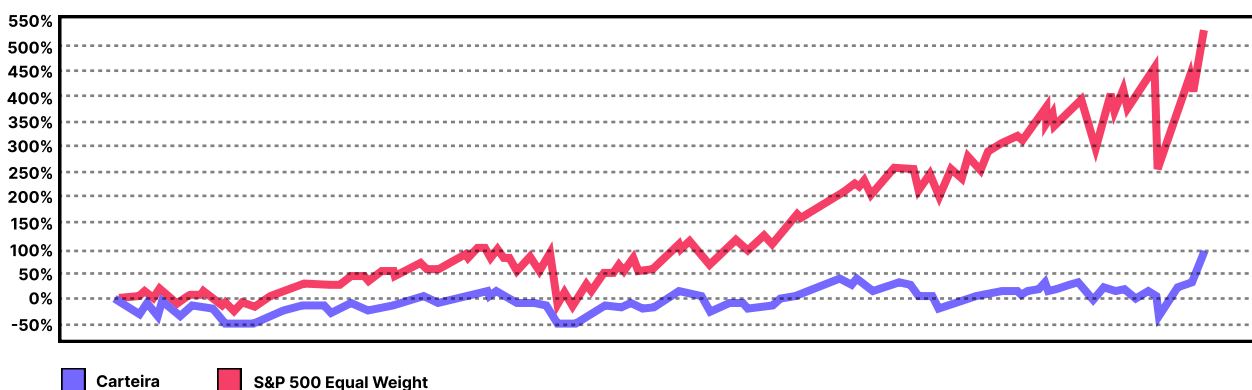
Como se pode observar, no screening desenvolvido pela Equities Lab, ações com um bom Beneish M-Score (menor que -2.22) foram capazes de superar o mercado (S&P 500) ao longo de 20 anos (1997 - 2017) no mercado americano. Assim, essa pontuação pode ser usada como uma "bandeira verde", em conjunto com outros parâmetros, para tomar uma decisão de investimento mais assertiva.

Backtest Equities Lab - M-Score > -2.22 (1997 - 2017)



Em contrapartida, a pesquisa acima criou uma carteira composta por todas as empresas que possuem um Beneish M-Score maior que -2.22. Como resultado, observa-se que empresas com essa pontuação se mostraram investimentos com performance muito inferior ao benchmark (S&P 500).

Backtest Fat Pitch Financials (2000 - 2020)



Por fim, como pode ser observado no estudo da Fat Pitch Financials, em que foi criada uma carteira rebalanceada anualmente, confirmou-se o backtest feito pela Equities Lab e demonstrou que a compra de ações de companhias com um M-Score ruim (maior que -1.78) ocasionou retornos muito inferiores ao benchmark (S&P 500) entre os anos 2000 e 2020 nos Estados Unidos.

Assim, o M-Score demonstra ser uma ferramenta relevante a fim de auxiliar no filtro de empresas que possam estar divulgando resultados não totalmente fidedignos. Acima disso, o modelo comprova que, apesar da utilização da contabilidade criativa antes da divulgação de seus resultados, a sustentação da "maquiagem" possui prazo de validade. As máscaras caem com o passar do tempo e o mercado tende a ajustar a precificação dos ativos no longo prazo.

O caso Eron

Um caso de sucesso conhecido do Beneish M-Score é o caso da Enron.

A Enron Corporation foi uma gigante do setor energético americano. Com cerca de 21 mil funcionários, era uma das principais empresas mundiais no setor de distribuição de energia e comunicações. Em 2000, pouco antes do escândalo que levou à sua falência, a empresa alcançou um faturamento superior a US\$100 bilhões.

Em 1998, antes de toda a crise da empresa, um grupo de estudantes da Cornell University conduziu uma pesquisa sobre o negócio da Enron. Ao analisar o setor e as práticas da empresa, eles verificaram a pontuação da Enron segundo o Beneish M-Score e concluíram que a empresa possivelmente estava manipulando seus resultados financeiros. O M-Score obtido pelos estudantes foi de -1.89, superior ao indicado para empresas transparentes e saudáveis pelo modelo, que seria, à época, de no máximo -2.

Somente em 2001, em meio a uma grave crise no mercado de ações, as fraudes cometidas pela Enron foram descobertas, levando a uma investigação mais aprofundada dos dados financeiros da empresa. Descobriu-se que a Enron distorcia o método contábil de marcação a mercado para cometer fraudes. A empresa incluía em seus balanços valores futuros que ela receberia somente em alguns anos ou décadas, manipulando informações sobre sua rentabilidade e lucratividade para enganar investidores e acionistas.

Além disso, a Enron conseguia empréstimos bancários e acumulava enormes dívidas sem registrá-las em seus balanços financeiros. Na prática, a empresa usava essas manobras contábeis para ocultar suas dívidas, que eram assumidas pelas subsidiárias.

Os analistas começaram a rebaixar continuamente a classificação das ações da Enron, que despencaram por 52 semanas consecutivas, chegando a valer apenas US\$0,26. Era o fim. A falência da Enron causou um grande impacto no mercado, levando mais de 21 mil pessoas a perderem seus empregos e acionistas a terem prejuízos de cerca de US\$25 bilhões. Com uma dívida acumulada de US\$13 bilhões, a Enron foi alvo de inúmeras denúncias e processos relacionados a fraudes contábeis e fiscais.



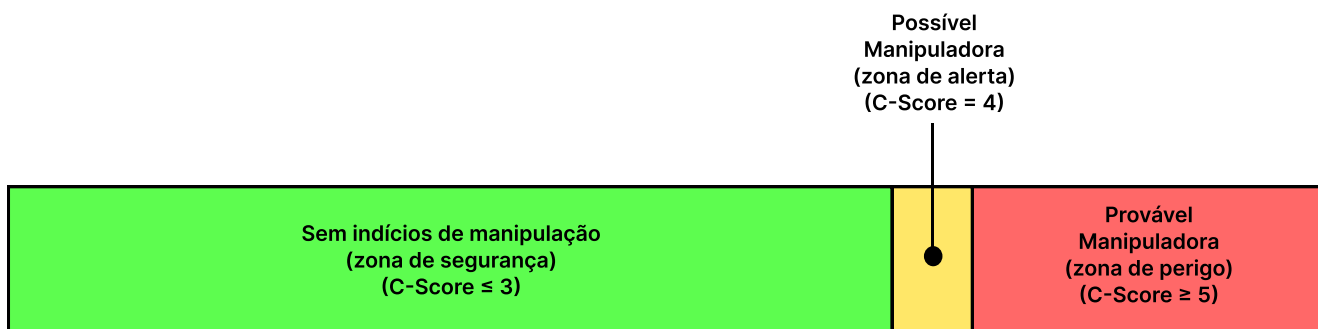
Montier C-Score

O Montier C-Score é uma pontuação de 0 a 6, composta por seis critérios usados para determinar se uma empresa está ou não manipulando suas demonstrações financeiras. Ao pontuar 0, não há evidências de manipulação de resultados, enquanto uma pontuação de 6 sugere grandes evidências. Ela foi concebida por James Montier, que na época era o co-Head de estratégia do banco francês Société Générale.

O C-Score é composto pelos seguintes pilares:

- * **Aumento da diferença entre o lucro líquido e o fluxo de caixa:** se a diferença entre esses dois valores estiver aumentando, pode indicar que a empresa está usando artifícios contábeis para inflar o lucro líquido, já que o fluxo de caixa é mais difícil de ser manipulado. Um exemplo comum são vendas a prazo em que a receita total é reconhecida imediatamente, inflando lucro sem aumentar o fluxo de caixa.
- * **Aumento nos dias de recebimento (DSO):** mede o número médio de dias que uma empresa leva para receber o dinheiro das vendas feitas a prazo. Essa métrica pode detectar práticas de Channel Stuffing, que ocorrem quando as companhias enviam intencionalmente aos clientes mais estoque do que podem vender, com finalidade de aumentar a receita.
- * **Aumento nos dias de estoque (DSI):** mede o número médio de dias que uma empresa leva para vender seu estoque. O aumento do estoque pode indicar uma desaceleração nas vendas.
- * **Aumento em outros ativos circulantes em relação à receita:** representa os ativos circulantes "de pouca importância". Essa linha abrangente, localizada no balanço patrimonial, pode ser utilizada para ocultar e desviar os olhares de investidores para itens não tão agradáveis.
- * **Declínios na depreciação em relação aos ativos fixos brutos:** Depreciação e Amortização são usadas para distribuir o custo dos ativos ao longo de sua vida útil. Se o indicador estiver diminuindo, isso pode indicar que a empresa está estendendo a vida útil de seus ativos ou adiando a depreciação para reduzir as despesas e inflar os lucros.
- * **Crescimento total de ativos acima de 10%:** algumas companhias tornam-se grandes compradoras e usam suas aquisições para distorcer seus resultados. Isso pode ser um sinal de risco, tendo em vista que a empresa pode estar assumindo dívidas ou usando outras práticas financeiras arriscadas para financiar essas aquisições.

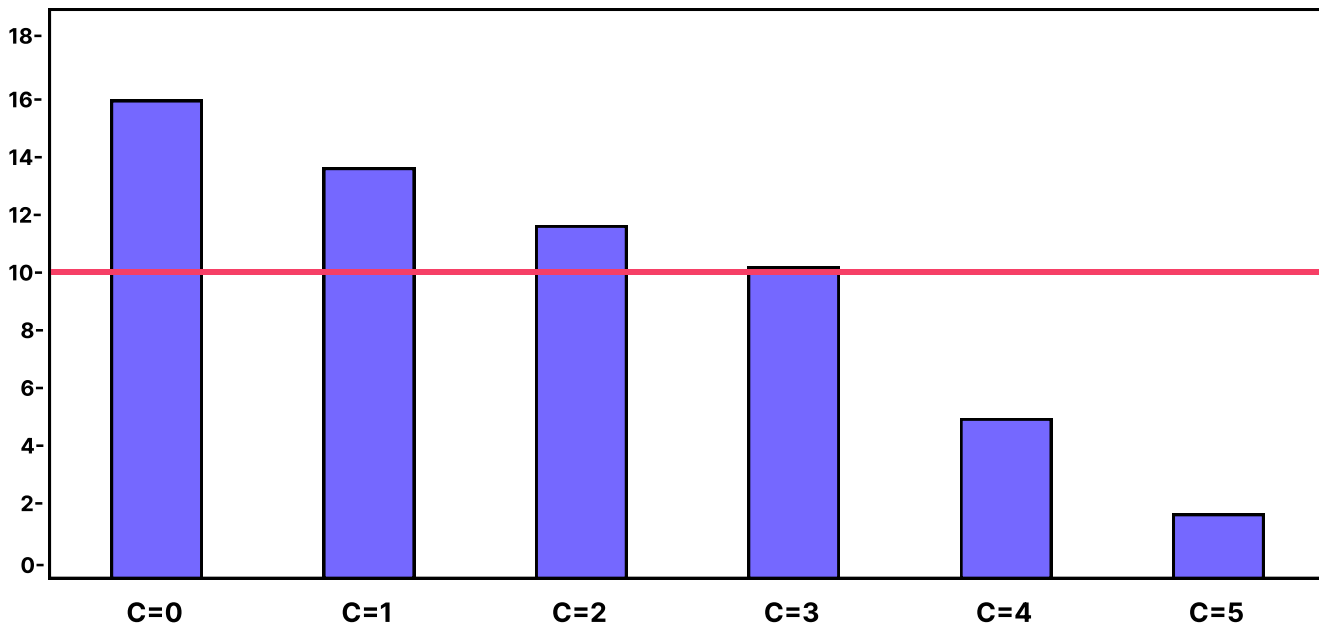
Da pontuação, depende-se o grau de indícios de manipulação de acordo com a metodologia de Montier. A classificação pode ser vista na figura abaixo:



Prova de fogo do C-Score ^[8] ^[9]

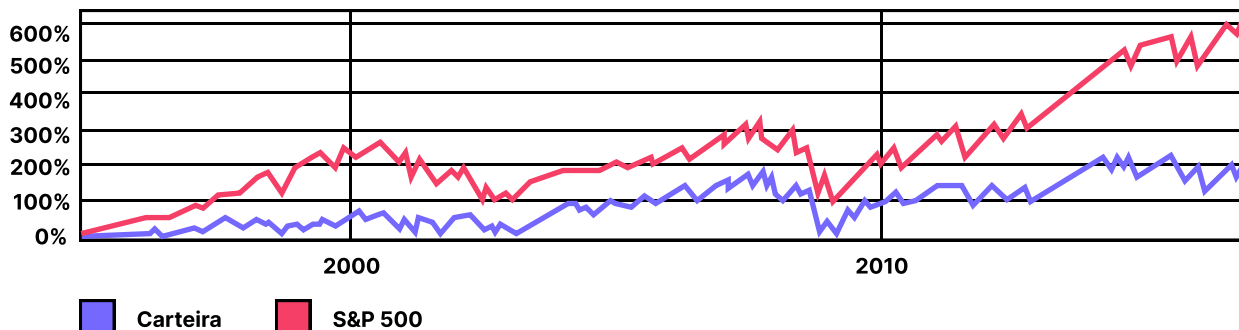
Descobriu-se que, entre 1993 e 2003, as empresas com C-Score alto nos Estados Unidos tiveram desempenho 8% inferior ao do mercado americano (S&P 500) anualmente, gerando um retorno anual de apenas 1.8%. Na Europa, as ações com elevado C-Score também obtiveram desempenho 5% inferior ao do mercado anualmente, embora tenham gerado retornos absolutos em torno de 8% ao ano. Portanto, similarmente ao Beneish M-Score, o indicador tende a destacar companhias com maiores chances de performar pior que seus respectivos índices.

Performance anual de acordo com C-Scores - Estados Unidos (1993-2003) vs. S&P 500 (10%)
James Montier - *Cooking the Books, or, More Sailing Under the Black Flag.*



Analisando a amostra apontada pelo C-Score para empresas americanas, em um backtest da Equities Lab, confirma-se o fato explicitado por James Montier de que o modelo é útil na detecção de empresas que performariam abaixo do índice. Neste primeiro caso, foi criada uma simples carteira com companhias que possuem o indicador Montier C-Score maior que 3.

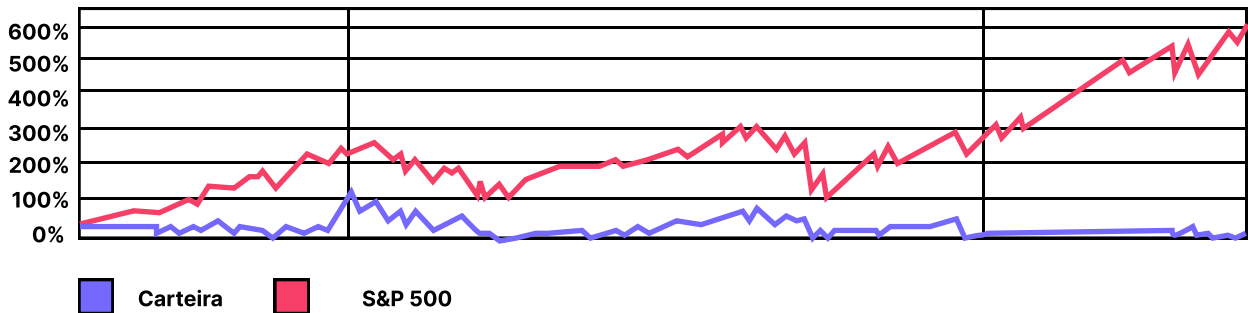
Performance carteira C-Scores > 3 - Estados Unidos (janeiro de 1995 - dezembro de 2016)
vs. S&P500 Equities Lab



A divergência encontrada entre o benchmark e a carteira evidencia que empresas com alto C-Score se inclinam a ter sua precificação ajustada pelo mercado, conforme a deterioração dos resultados financeiros, já que foram superadas em pouco mais de 3x pelo S&P 500 (que valorizou mais de 600%) ao longo de quase 22 anos (janeiro de 1995 a dezembro de 2016).

E seguindo a sugestão do próprio James Montier, a Equities Lab estudou uma nova carteira que utilizou os seguintes critérios: P/S > 2 e C-Score > 5.

Backtest Equities Lab - C-Score > 5 & P/S > 2 (janeiro de janeiro de 1995 - dezembro 2016)



Na nova tela, o desempenho da carteira criada com os critérios elencados acima obteve uma performance negativa ao longo do mesmo período observado. Embora as empresas com um C-Score alto tenham obtido performance inferior ao mercado, não há estudos mais detalhados que evidenciem que elas estejam realmente manipulando suas contas.

Portanto, conclui-se que comprar empresas com muitas evidências de manipulação contábil ou deterioração da geração de caixa, de acordo com o Montier C-Score, tende a ser danoso ao portfólio do investidor, assim evidenciando a importância de utilizar o indicador na avaliação de qualidade dos ativos.

Partnr Accounting Risk Ratio

A Partnr realizou um estudo adaptando ambos os modelos para o mercado brasileiro, com o objetivo de levantar bandeiras vermelhas e evitar determinadas ações classificadas como perigosas pelos modelos. A partir da utilização de seus dados proprietários com fonte na CVM, foi criado um indicador que coliga o Beneish M-Score ao Montier C-Score, a fim de verificar quais das mais de 400 empresas atualmente listadas na Bolsa de Valores passariam em seus filtros. Companhias classificadas como Holdings, Bancos, Seguradoras e Resseguradoras foram excluídas da análise, dada a natureza do seu modelo de negócio.

O Partnr Accounting Risk Rating (ARR), consiste na combinação de ambos os indicadores atribuindo pontos da seguinte maneira:

Beneish M-Score

- * Se $M\text{-Score} > -1.78$: provável manipulador (2 pontos)
- * Se $-1.78 \geq M\text{-Score} > -2$: possível manipulador (1 ponto)
- * Se $M\text{-Score} \leq -2$: não manipulador (0 pontos)

Montier C-Score [5]

- * Se $C\text{-Score} \geq 5$: provável manipulador (2 pontos)
- * Se $C\text{-Score} = 4$: possível manipulador (1 ponto)
- * Se $C\text{-Score} \leq 3$: não manipulador (0 pontos)

Ao fim, os pontos somados são divididos por 4 (valor máximo), apenas para facilitar a interpretação na posterior adição na plataforma do Drops, resultando nas possibilidades abaixo:

- * **0**: pontuou 0 de 4, ou seja, não foi classificado como arriscado por nenhum dos indicadores;
- * **0.25**: pontuou 1 de 4, ou seja, esteve presente na zona de alerta de um dos indicadores - classificado como baixo indício pela metodologia;
- * **0.5**: pontuou 2 de 4, ou seja, esteve presente na zona de alerta de ambos os indicadores ou na zona de perigo de um - classificado como alerta pela metodologia;
- * **0.75**: pontuou 3 de 4 pontos, ou seja, esteve presente na zona de alerta de um dos indicadores e na zona de perigo de outro - classificado como zona de perigo pela metodologia;
- * **1**: pontuou 4 de 4 pontos, ou seja, esteve na zona de perigo de ambos os indicadores - classificado como perigo máximo pela metodologia;

Com isso, foi gerado um ranking de frequência, que indica o percentual das observações totais em que a empresa pontuou, em qualquer ocasião, desde 2012.

Em linha com o relatado por Beneish e Montier, foi realizado um backtest a partir desse ranking, com o objetivo de analisar a performance das empresas classificadas como arriscadas versus o Índice Bovespa.

Para o estudo, as empresas com 25% ou mais das observações totais (trimestres com ambos os indicadores calculados) iguais ou maiores que 0.75 foram consideradas arriscadas, portanto, adicionadas à carteira no início de cada período e vendidas ao fim dele. Foram analisados os horizontes temporais de 1 a 7 anos, para isolar movimentos atípicos de mercado.

GERAL				
Ano de referência	Período executado	Carteira	IBOV	Spread
2020	01/06/2021 - 31/05/2022	-23.97%	-13.44%	-10.53%
2019	01/06/2020 - 31/05/2022	-0.08%	25.29%	-25.37%
2018	01/06/2019 - 31/05/2022	-6.62%	14.44%	-21.06%
2017	01/06/2018 - 31/05/2022	-2.28%	43.75%	-46.03%
2016	01/06/2017 - 31/05/2022	42.41%	78.25%	-35.85%
2015	01/06/2016 - 31/05/2022	109.33%	126.54%	-17.21%
Spread médio				-26.01%

ANUALIZADO				
Ano de referência	Período executado	Carteira	IBOV	Spread
2020	01/06/2021 - 31/05/2022	-23.97%	-13.44%	-10.53%
2019	01/06/2020 - 31/05/2022	-0.04%	11.93%	-11.97%
2018	01/06/2019 - 31/05/2022	-2.26%	4.60%	-6.86%
2017	01/06/2018 - 31/05/2022	-0.57%	9.50%	-10.07%
2016	01/06/2017 - 31/05/2022	7.33%	12.26%	-4.93%
2015	01/06/2016 - 31/05/2022	13.10%	14.60%	-1.50%
Spread médio				-7.64%

Como se percebe nas tabelas acima, uma carteira comprada nas ações de empresas consideradas arriscadas pelo indicador da Partnr performa consideravelmente pior que o Índice Bovespa em todos os horizontes temporais analisados.

Empresas que não passam no pente fino

Abaixo, conseguimos visualizar o ranking das companhias com a maior incidência de bandeiras vermelhas ao longo dos trimestres calculados e a avaliação dos quatro últimos trimestres (3T22, 2T22, 1T22, 4T21) da companhia.

Essas foram as 40 companhias com maiores incidências de um alto score de risco contábil em seus balanços desde o primeiro trimestre de 2012:

Ranking Partnr Accounting Risk Rating (1T12 - 3T22)

Posição	Ticker	Empresa	Setor	OBS ≥ 0.75 (%)	OBS = 1 (%)	3T22	2T22	1T22	4T21
1	VAMO	VAMOS	Aluguel de Frotas	83.33%	25.00%	Red	Red	Red	Red
2	SOJA	BOA SAFRA	Produção e Comércio de Grãos	66.67%	16.67%	Red	Red	Red	Red
3	RAIZ	RAÍZEN	Marketing de Petróleo e Gás	66.67%	16.67%	Blue	Red	Red	Red
4	GMAT	GRUPO MATEUS	Hipermercados e Supermercados	50.00%	25.00%	Red	Red	Red	Red
5	PLPL	PLANO E PLANO	Construção Baixa Renda	50.00%	25.00%	Red	Red	Red	Red
6	AMBP	AMBIPAR	Gestão Ambiental	50.00%	12.50%	Red	Red	Red	Red
7	MOVI	MOVIDA	Aluguel de Frotas	45.83%	16.67%	Red	Red	Red	Red
8	LOGG	LOG CP	Aluguel e Administração de Imóveis e Galpões	33.33%	13.33%	Blue	Blue	Green	Red
9	HAPV	HAPVIDA	Planos de Saúde	31.25%	12.50%	Red	Red	Red	Blue
10	MTRE	MITRE REALTY	Construção Alta renda	30.00%	0%	Red	Red	Red	Red
11	RRRP	3R PETROLEUM	Petróleo e Gás Integrados	28.57%	0%	Red	Red	Red	Red
12	WEST	WESTWING	Móveis	28.57%	0%	Red	Red	Red	Red
13	CURY	CURY	Construção Média Renda	28.57%	0%	Green	Green	Red	Green
14	CALI	LINDENBERG	Construção Alta Renda	27.91%	4.65%	Red	Red	Red	Red
15	SBFG	GRUPO SBF	Vestuário	27.27%	0%	Red	Red	Red	Red
16	AERI	AERIS	Maquinaria Industrial	25.00%	25.00%	Blue	Blue	Blue	Blue
17	SOMA	GRUPO SOMA	Vestuário	25.00%	12.50%	Red	Red	Red	Red
18	LAVV	LAVVI	Construção Alta Renda	25.00%	12.50%	Blue	Blue	Green	Red
19	VITT	VITTIA	Fertilizantes e Produtos Químicos Agrícolas	25.00%	0%	Blue	Red	Red	Red

Provável manipulador - PARS = 1	Red	Possível manipulador - PARS = 0.75	Orange	Indícios de manipulação - PARS = 0.5	Yellow
Baixa probabilidade de manipulação - PARS	Green	Sem indícios de manipulação - PARS = 0	Blue	Sem observação	Grey

Para que se obtenha um panorama mais recente, dado que companhias poderiam ter ocorrências pontuais no passado, estão elencadas também as 40 empresas mais propensas a estarem fraudando seus resultados nos últimos 5 anos:

Ranking Partnr Accounting Risk Rating (4T17 - 3T22)

Posição	Ticker	Empresa	Setor	OBS ≥ 0.75 (%)	OBS = 1 (%)	3T22	2T22	1T22	1T22
1	VAMO	VAMOS	Aluguel de frotas	83.33%	25.00%				
2	RAIZ	RAIZEN	Marketing de Petróleo e Gás	66.67%	16.67%				
3	SOJA	BOA SAFRA	Produção e comércio de grãos	66.67%	16.67%				
4	MOVI	MOVIDA	Aluguel de frotas	55.00%	20.00%				
5	GMAT	GRUPO MATEUS	Hipermercados e Supermercados	50.00%	25.00%				
6	AMBP	AMBIPAR	Gestão Ambiental	50.00%	12.50%				
7	PLPL	PLANOPLANO	Construção Baixa renda	50.00%	25.00%				
8	RENT	LOCALIZA	Aluguel de frotas	35.00%	10.00%				
9	HAPV	HAPVIDA	Planos de Saúde	31.25%	12.50%				
10	POSI	POSITIVO TEC	Equipamentos e instrumentos eletrônicos	30.00%	10.00%				
11	AMER	AMERICANAS	Varejo e Marketplace	30.00%	10.00%				
12	LCAM	LOCAMERICA	Aluguel de frotas	30.00%	10.00%				
13	MGLU	MAGAZ LUIZA	Varejo e Marketplace	30.00%	5.00%				
14	MTRE	MITRE REALTY	Construção Alta renda	30.00%	0.00%				
15	RRRP	3R PETROLEUM	Petróleo e Gás Integrados	28.57%	0.00%				
16	WEST	WESTWING	Móveis	28.57%	0.00%				
17	CURY	CURY S/A	Construção Média renda	28.57%	0.00%				
18	SBFG	GRUPO SBF	Vestuário	27.27%	0.00%				
19	CGRA	GRAZZIOTIN	Vestuário	26.32%	5.26%				
20	RDNI	RNI	Construção Baixa renda	26.32%	0.00%				
21	AZEV	AZEVEDO	Rodovias e Ferrovias	25.00%	5.00%				
22	CALI	CONST A LIND	Construção Alta renda	25.00%	5.00%				
23	EALT	ACO ALTONA	Maquinaria industrial	25.00%	0.00%				
24	JHSF	JHSF PART	Construção Alta renda	25.00%	10.00%				
25	PRIO	PETRORIO	Petróleo e Gás Integrados	25.00%	0.00%				
26	JSLG	JSL	Transporte Rodoviário e Ferroviário	25.00%	10.00%				
27	AERI	AERIS	Maquinaria industrial	25.00%	25.00%				
28	LAVV	LAVVI	Construção Alta renda	25.00%	12.50%				
29	VITT	VITTIA	Fertilizantes e produtos químicos agrícolas	25.00%	0.00%				
30	SOMA	GRUPO SOMA	Vestuário	25.00%	12.50%				

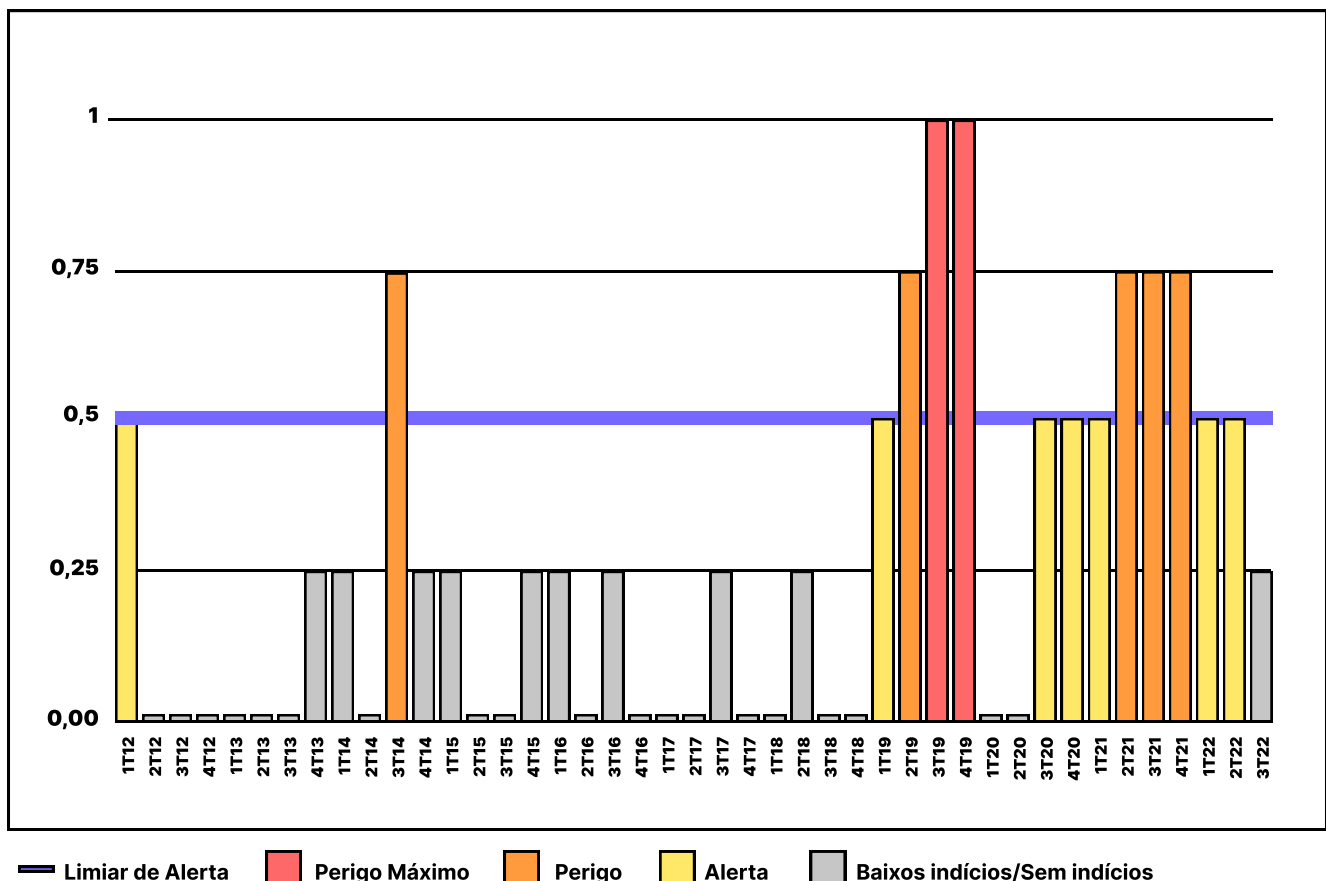
Provável manipulador - PARS = 1	■	Possível manipulador - PARS = 0.75	■	Indícios de manipulação - PARS = 0.5	■
Baixa probabilidade de manipulação - PARS	■	Sem indícios de manipulação - PARS = 0	■	Sem observação	■

E se o Partnr Accounting Risk Rating tivesse sido aplicado à Americanas?

Em janeiro, um dos principais assuntos econômicos no Brasil foi o caso da Americanas (AMER). Resumidamente, foram encontradas “inconsistências contábeis” no valor de 20 bilhões de reais nos balanços da empresa, o que causou a renúncia de seu CEO, Sergio Rial, que havia assumido a presidência no início de 2023. Posteriormente, foi determinado que a dívida da Americanas é na verdade de aproximadamente 43 bilhões de reais e que ela se deu por meio de uma operação bastante comum no varejo, chamada de “risco sacado”.

No risco sacado, a companhia pega um empréstimo com o banco para comprar de seus fornecedores, passando a dever para a instituição financeira ao invés de dever para o fornecedor. O problema é que a Americanas não reportava essa prática devidamente em seu balanço, o que acabou distorcendo o grau de endividamento da companhia. Após encontrada e divulgada a fraude contábil, as ações da AMER caíram mais de 93% e o pedido de recuperação judicial da companhia foi acatado, mesmo que seus credores ainda tentem suspendê-lo.

Perdas financeiras ocasionadas pelo caso Americanas poderiam ter sido mitigadas com a implementação do Partnr Accounting Risk Rating na análise, assim como no caso Enron, já que Americanas foi apontada como possível manipuladora nos trimestres abaixo:



Conclusão

Como pode ser observado a partir dos dados fornecidos acima, os scores de manipulação contábil são ferramentas valiosas na avaliação de companhias listadas. Eles ajudam a identificar possíveis casos de contabilidade criativa, fornecendo mais uma ferramenta para que stakeholders aprimorem seus controles, além de possuírem um grande potencial ao servirem como filtro na escolha de empresas para investir. Portanto, é importante compreender e usar essas ferramentas para tomar decisões financeiras informadas e seguras.

A partir do estudo conduzido pela Partnr, percebeu-se que coligar a metodologia de Beneish a de Montier em um indicador simples, se mostrou uma excelente forma de descartar possíveis investimentos em companhias consideradas arriscadas pelo indicador, comprovadas por meio de um backtest que apresentou uma diferença média de -6.58% ao ano ao comparar uma carteira contendo as empresas consideradas arriscadas com o Índice Bovespa. Trata-se de uma boa maneira de os investidores se manterem longe de companhias com alto risco contábil, para os credores diminuírem sua exposição a corporações de alto risco, para os reguladores acenderem bandeiras vermelhas e atuarem mais fortemente.

Desse modo, conclui-se que, embora as empresas possam usar a maquiagem contábil antes da divulgação de seus balanços e demonstrações, o suporte dessas ações é limitado. O mercado irá perceber isso ao longo do tempo e ajustará a precificação das companhias. Nesse cenário, o indicador da Partnr mostrou-se extremamente útil no mercado brasileiro em identificar com antecedência empresas que viriam a performar abaixo do índice nos anos seguintes.

Um artigo científico detalhando a metodologia utilizada será publicado posteriormente.

Referências

- [1] Beneish, Messod. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. Financial Analysts Journal - FINANC ANAL J. 55. 24-36. 10.2469/faj.v55.n5.2296.
Beneish, Messod & Lee, Charles & Nichols, Craig. (2013). Earnings Manipulation and Expected Returns. Financial Analysts Journal. 69. 10.2307/23469513.
- [2] Kamal, Mohamad & Md Salleh, Mohd Fairuz & Ahmad, Azlina. (2016). Detecting Financial Statement Fraud by Malaysian Public Listed Companies: The Reliability of the Beneish M-Score Model. Jurnal Pengurusan. 46. 10.17576/pengurusan-2016-46-03.
- [3] Tarjo, & Herawati, Nurul. (2015). Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. Procedia - Social and Behavioral Sciences. 211. 924-930. 10.1016/j.sbspro.2015.11.122.
- [4] Hołda, Artur. (2020). Using the Beneish M-score model: Evidence from non-financial companies listed on the Warsaw Stock Exchange. Investment Management and Financial Innovations. 17. 389-401. 10.21511/imfi.17(4).2020.33.
- [5] <https://web.archive.org/web/20230323175445/https://www.fatpitchfinancials.com/3580/beneish-m-score-2/>
- [6] <https://web.archive.org/web/20230323175430/https://www.equitieslab.com/beneish-m-score-2/>
- [7] Maccarthy, John. (2017). Using Altman Z-score and Beneish M-score Models to Detect Financial Fraud and Corporate Failure: A Case Study of Enron Corporation. 10.5923/j.ijfa.20170606.01.
- [8] Montier, J. (2012). Cooking the Books, or, More Sailing Under the Black Flag.
- [9] <https://web.archive.org/web/20230323175343/https://www.equitieslab.com/montier-c-score/>

Drops

Evitando águas turbulentas na Bolsa brasileira (ou pelo menos tentando): como detectar e fugir de empresas com indícios de “contabilidade criativa”

GABRIEL COUTINHO DE AMARANTE

gabriel@partnr.ai

Co-Founder & CEO @ Partnr/Drops

PEDRO UCHIDA

pedro.uchida@partnr.ai

Partner & Líder de Finanças @ Partnr/Drops

DR. IGOR PEREIRA DA LUZ

igor@partnr.ai

Partner & CFO @ Partnr/Drops & Professor @ ESAG/UDESC

DR. ADRIANO DE AMARANTE

adriano.amarante@udesc.br

Professor @ ESAG/UDESC & Advisor @ Partnr/Drops

