

Working
Paper

360

CEQEF - Nº17
Working Paper Series
05 de maio de 2014



Negociação com informação diferenciada em ADRs da América Latina

Eduardo Bopp
Marcelo Fernandes

Os artigos dos *Textos para Discussão da Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas* são de inteira responsabilidade dos autores e não refletem necessariamente a opinião da FGV-EESP. É permitida a reprodução total ou parcial dos artigos, desde que creditada a fonte.

Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas FGV-EESP
www.eesp.fgv.br

NEGOCIAÇÃO COM INFORMAÇÃO DIFERENCIADA EM
ADRS DA AMÉRICA LATINA

Autor: Eduardo Bopp
Orientador: Marcelo Fernandes

Rio de Janeiro
Março de 2003

Resumo

Usamos uma série de ADRs de países da América Latina para replicar o estudo de Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) sobre o efeito da negociação com informação diferenciada nos retornos dos ativos financeiros. Estimamos a probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) e testamos a existência de um risco informacional sistemático em um modelo de apreçamento do tipo Fama–French. O principal resultado encontrado foi que o PIN médio dos ADRs latino americanos é maior que o PIN médio das empresas dos Estados Unidos. Entretanto, não conseguimos estabelecer uma relação clara entre o retorno dos ADRs e a sua respectiva probabilidade de negociação com informação diferenciada, sugerindo que a tecnologia de apreçamento adota não é especialmente adequada.

I. Introdução

Apesar dos enormes avanços dos últimos 40 anos, até hoje a área de apreçamento de ativos ainda desperta grande interesse em membros da Academia e participantes do Mercado. Desde o seu surgimento, diferentes fatores têm sido avaliados sob as mais diversas metodologias a fim de tentar explicar como os ativos são apreçados.

O modelo CAPM de Sharpe (1964), Lintner (1965) e Black (1972) marca o início do estudo das relações entre risco e retorno. A predição central desse modelo é que o Portfólio de Mercado é eficiente no sentido da média-variância de Markowitz (1959). Da eficiência do Portfólio de Mercado decorre que (1) o retorno esperado dos ativos é uma função linear do seu coeficiente Beta (inclinação da regressão do retorno do ativo no retorno do mercado) e (2) que esses Betas são suficientes para descrever o retorno das ações.

A despeito da crítica de Roll (1977) de que o CAPM não é um modelo testável, inúmeros estudos empíricos envolvendo o CAPM foram realizados. Fama e French (1992), por exemplo, encontram evidências que o Valor de Mercado e a relação Valor Contábil/Valor de Mercado das empresas explicam melhor o retorno das ações americanas na segunda metade do século XX do que o coeficiente Beta propriamente dito.

Uma outra abordagem que também tem sido relacionada à área de apreçamento de ativos diz respeito a microestrutura dos mercados. A microestrutura dos mercados busca investigar como os mecanismos de negociação afetam os preços dos ativos. Assim, o ágio entre as ofertas de compra e de venda, o caráter discreto dos preços e a não sincronicidade dos negócios são campos de estudo naturais para área. Em um trabalho seminal, Amihud e Mendelson (1981) mostram que o retorno dos ativos é uma função crescente e côncava do ágio das suas ofertas de compra e venda. Já Brennan e Subrahmanyam (1996) analisam os efeitos do volume negociado sobre o retorno, concluindo que ações ilíquidas são menos atrativas para os investidores devido ao maior impacto da negociação sobre o retorno.

Easley, Kiefer, O'Hara e Paperman desenvolvem, em uma série de artigos, um modelo de negociação seqüencial que permite investigar de forma empírica diversos eventos relacionados à microestrutura dos mercados. Em particular, Easley et al. (1996) propõem uma forma de estimar a probabilidade de que uma ação seja negociada com informação privilegiada. Modelos de assimetria de informação são bastante cobiçados pela literatura de apreçamento de ativos, pois a presença de agentes informados no mercado cria um novo tipo de risco sistemático. Agentes melhor informados são sempre capazes de ajustar suas carteiras de forma mais rápida que o restante do mercado. Deste modo, a simples diversificação de ativos não elimina as perdas que o investidor desinformado incorre. Espera-se, portanto, que, em equilíbrio, os agentes desinformados exijam uma compensação (na forma de um maior retorno esperado) para carregarem ações identificadas como tendo uma maior probabilidade de serem negociadas por agentes informados.

Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) investigam o impacto da negociação com informação diferenciada sobre o retorno das ações negociadas na Bolsa de Nova Iorque entre os anos de 1984 e 1998. Concluem que um aumento de 10 pontos percentuais na probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) leva a um aumento médio de 2,5% no retorno anual esperado da ação. No entanto, o trabalho não estuda este efeito em American Depositary Receipts (ADRs). ADRs são recibos de ações através dos quais empresas não sediadas nos Estados Unidos podem negociar seus papéis no mercado norte americano. Para uma análise de risco informacional, uma amostra contendo ADRs é interessante, pois diferenças no acesso à informação entre investidores estrangeiros e agentes locais tendem a amplificar o problema de assimetria informacional. Conseqüentemente, tanto a probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) quanto o prêmio de risco das ações associado a esse fator devem ser maiores em ADRs que em ações domésticas.

O objetivo deste trabalho é usar uma série de ADRs de países da América Latina para estimar a sua probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN). Usando os mesmos métodos de Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002), testamos se a probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) implica um risco sistemático em um modelo de apreçamento do tipo Fama-French. Uma forma alternativa de ver este trabalho é como um teste de sanidade da metodologia de Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) para avaliar as tecnologias de estimação do PIN e de apreçamento de ativos.

O principal resultado encontrado foi que o PIN médio dos ADRs da América Latina é maior do que o PIN médio das empresas norte americanas,

confirmando a tese de maior assimetria informacional. No entanto, ao contrário de Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002), não encontramos uma relação evidente entre o retorno dos ADRs e a sua respectiva probabilidade de negociação com informação diferenciada. Estes resultados podem ser interpretados como uma evidência a favor da tecnologia utilizada para inferência da probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN), mas contrária ao método de Fama-French para o apreçamento de ativos financeiros.

O restante do trabalho está organizado da seguinte forma. A seção II escreve o modelo de microestrutura utilizado para estimação dos parâmetros de negociação seqüencial. A seção III trata da metodologia e dos dados, enquanto a seção IV comenta os resultados. Finalmente, a seção V oferece algumas considerações finais.

II. O Modelo de Negociação Seqüencial

O modelo teórico usado neste trabalho foi desenvolvido por Easley, Kiefer e O'Hara (1997) e difere levemente do modelo utilizado por Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002). Ambos modelos utilizam a informação contida nos dados de negociação para estimar a probabilidade de que um negócio com uma ação tenha sido originado por um agente que possui informação privilegiada. No entanto, Easley, Kiefer e O'Hara (1997) trabalham com intervalos

discretos de tempo, enquanto Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) assumem que os negócios ocorrem de forma contínua.¹

Considera-se um mecanismo de negociação seqüencial onde potenciais compradores e potenciais vendedores negociam um ativo arriscado com um Formador de Mercado durante $i = 1, 2, \dots, I$ dias de negociação. Cada dia de negociação é dividido em $t = 1, 2, \dots, T$ intervalos discretos de tempo.² O Formador de Mercado (MM) é neutro ao risco e age competitivamente, apregoando preços de compra e venda do ativo. Os demais agentes (compradores e vendedores) chegam ao mercado e podem transacionar ou não aos preços ofertados pelo MM. Esses investidores podem ser de dois tipos: informados ou desinformados. Assume-se que metade dos agentes desinformados sejam potenciais compradores e a outra metade potenciais vendedores. Supõe-se também que o agente informado é neutro ao risco e tomador de preços. Entre cada intervalo, o MM revisa suas cotações de acordo com a informação revelada pelo processo de negociação.

Ao final de cada dia de negociação o ativo tem um valor representado pela variável aleatória $(V_i)_{i=1}^I$. Um evento informacional privado é a chegada de um sinal Ψ sobre V_i em caráter privado. A cada dia o sinal pode assumir, por simplicidade, apenas dois valores: L (baixo) ou H (alto), com probabilidades δ e $1-\delta$, respectivamente. O valor esperado do ativo condicionado à notícia ruim, $\Psi = L$, no dia i é \underline{V}_i , enquanto o valor

¹ A escolha de qual tipo de modelo usar – discreto ou contínuo – é uma questão empírica. Em geral, para ações com um grande número de negócios o modelo em tempo contínuo é preferível ao modelo de tempo discreto. No caso específico da base de dados analisada, as estimativas obtidas com o modelo discreto foram mais robustas que as do modelo em tempo contínuo.

esperado condicionado à notícia boa, $\Psi = H$, é \bar{V}_i . Eventos informacionais de caráter privado não necessariamente precisam ocorrer, refletindo o fato que uma informação nova nem sempre acontece. Quando nenhum sinal ocorre, $\Psi = 0$, e o valor esperado do ativo permanece em seu nível incondicional $V_i^* = \delta \underline{V}_i + (1-\delta)\bar{V}_i$, onde $\underline{V}_i < V_i^* < \bar{V}_i$.

Antes do início de um dia de negociação a Natureza determina se um evento informacional privado irá ocorrer ou não. Os eventos informacionais privados são independentes e identicamente distribuídos como numa binomial com probabilidade α de ocorrência de informação.³ Apesar de forte, esta hipótese não é restritiva. Trabalhos anteriores relaxaram a premissa de independência temporal para ocorrência de eventos informacionais sem que houvesse alterações significativas nos resultados estimados.

Quando ocorrem eventos informacionais, os agentes informados são responsáveis por uma fração μ dos negócios. Como eles são tomadores de preços, eles não desenvolvem nenhum tipo de comportamento estratégico (ao contrário do modelo de Kyle, 1985). Assim, o investidor informado vai ao mercado apenas quando ele receber algum sinal. Se o sinal for alto e a oferta de venda do MM estiver abaixo de \bar{V}_i , ele compra o ativo. Se o sinal for baixo e a oferta de compra estiver acima de \underline{V}_i , ele o vende.

² O tamanho exato da duração do intervalo de tempo é uma escolha arbitrária e pode diferir de ação para ação. A idéia é não escolher um período nem tão curto que jamais ocorra um negócio, nem tão longo que sempre ocorram transações.

³ A hipótese de que eventos informacionais ocorram antes do início de um dia de negociação é apenas uma simplificação. É claro que novos eventos informacionais podem ocorrer com frequência maior ou menor que um dia. No entanto, o que guia a análise é a noção de que a nova informação chega em intervalos discretos e igualmente espaçados de tempo, o que pode ser melhor capturado utilizando-se a figura ficcional de um dia de negociação.

A presença de investidores com informação privilegiada negociando no mercado inibe qualquer transação de motivo especulativo por parte dos agentes desinformados. Assume-se, para tanto, que os agentes desinformados negociam por motivos exógenos, podendo estes estar associados às suas necessidades de liquidez ou ao rebalanceamento de carteiras. A probabilidade que um investidor desinformado realmente transacione ao verificar as ofertas do MM é ε .

Os negócios ocorrem seqüencialmente. A cada um dos t intervalos um investidor é selecionado ao acaso de acordo com a estrutura de probabilidades apresentada, e pode transacionar ou não com o MM. Em seguida, o MM atualiza suas cotações de compra e venda, recomeçando o jogo.

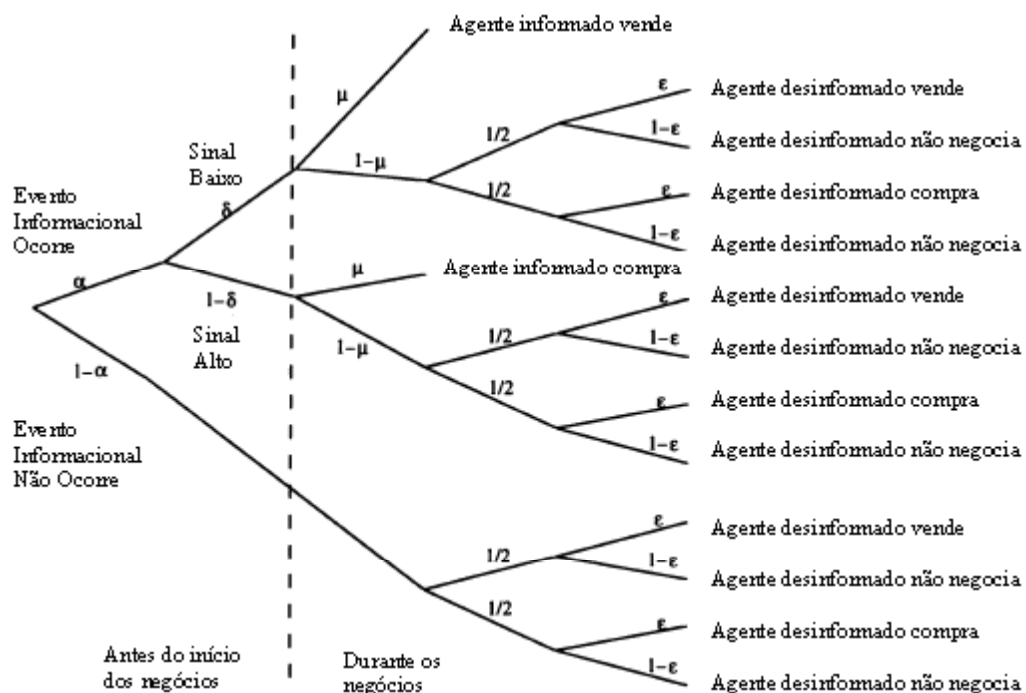
A Figura 1 ajuda a entender melhor o modelo. O primeiro nó da árvore corresponde à Natureza selecionando se será um dia de evento informacional ou não. Caso ocorra um evento relevante, o que se dá com probabilidade α , no segundo nó é determinado o tipo de sinal. Com uma probabilidade δ o sinal é ruim e $1-\delta$ o sinal é bom. Esses dois nós acontecem antes do começo das negociações. A partir de então, investidores vão sendo selecionados para transacionar. Se um evento informacional ocorrer (parte de cima da árvore), um agente informado é selecionado com probabilidade μ . Ele compra ou vende dependendo do sinal. Com probabilidade $1-\mu$, seleciona-se o agente desinformado, que pode ser tanto um comprador quanto um vendedor em potencial. Ele negocia com probabilidade ε e não faz nada com probabilidade $1-\varepsilon$. Se nenhuma informação nova ocorrer (parte de baixo da árvore), há somente agentes desinformados no mercado.

Em cada um dos t intervalos de tempo os resultados observados podem ser compra (B), venda (S), ou não transação (N). Como a probabilidade de cada um desses eventos depende da posição em que se está na árvore, tanto a presença quanto a ausência de negociação é informativa aos participantes do mercado. Por exemplo, se em determinado dia não ocorrer um evento informacional, a probabilidade de não ocorrer nenhuma transação em um intervalo de tempo t é de $(1 - \varepsilon)$. Já em um dia com evento informacional, essa probabilidade cai para $(1 - \mu)(1 - \varepsilon)$. Assim, enquanto um grande número de negócios pode sinalizar a ocorrência de uma nova informação, a ausência de transações sugere que nada de novo ocorreu. O MM usa o histórico destes resultados para inferir em que ponto da árvore ele está ao atualizar as suas cotações de compra e venda.

Figura 1

Diagrama do Processo de Negociação

Notação: α é a probabilidade de ocorrer um evento informacional, δ é a probabilidade do sinal ser baixo, μ é a probabilidade de que o negócio seja originado por um agente informado, $\frac{1}{2}$ é a probabilidade de que o agente desinformado seja um vendedor, e ε é a probabilidade de que o agente desinformado vá realmente negociar. Os nós à esquerda da linha tracejada ocorrem apenas no início do dia; os nós à direita são possíveis de ocorrer a todo instante de negociação.



O MM e os agentes desinformados atualizam suas crenças de forma Bayesiana e conhecem a estrutura do processo de negociação, bem como os valores de α , δ , μ , e ε da ação negociada. O que eles não sabem é: (1) se em determinado dia ocorreu ou não algum evento informacional; (2) se a notícia é boa ou ruim; e, no caso do MM (3) se o agente com o qual ele está transacionando é informado ou não.

A hipótese de neutralidade ao risco e comportamento competitivo faz com que o MM cote os seus preços de compra e venda igual ao valor esperado do ativo condicionado ao tipo de negócio que irá ocorrer (compra ou venda). Isto requer que se computem as probabilidades condicionais de cada um dos três possíveis valores para o ativo. Como os dias são independentes, pode-se analisar a evolução das suas crenças separadamente a cada dia. Assim, dada a informação de negociação $Q \in \{B, S, N\}$, o MM atualiza a probabilidade do ativo valer \underline{V}_i da seguinte forma:

$$\Pr\{V_i = \underline{V}_i | Q\} = \delta(Q) = 1 \cdot \Pr\{\psi = L | Q\} + 0 \cdot \Pr\{\psi = H | Q\} + \delta \cdot \Pr\{\psi = 0 | Q\}. \quad (1)$$

A aplicação da regra de Bayes resulta em:

$$\Pr\{\psi = X | Q\} = \frac{\Pr\{Q | \psi = X\} \Pr\{\psi = X\}}{\Pr\{Q | \psi = L\} \Pr\{\psi = L\} + \Pr\{Q | \psi = H\} \Pr\{\psi = H\} + \Pr\{Q | \psi = 0\} \Pr\{\psi = 0\}}, \quad (2)$$

onde $X \in \{0, L, H\}$.

Por exemplo, a probabilidade que tenha ocorrido uma informação ruim ($\psi = L$) dado que ocorreu uma venda no primeiro período de negociação ($Q = S_1$) é:

$$\Pr\{\psi = L \mid S_1\} = \frac{(\mu + (1 - \mu)\varepsilon/2)\alpha\delta}{(\mu + (1 - \mu)\varepsilon/2)\alpha\delta + ((1 - \mu)\varepsilon/2)\alpha(1 - \delta) + (1 - \alpha)\varepsilon/2}. \quad (3)$$

Da mesma forma, obtemos:

$$\Pr\{\psi = 0 \mid S_1\} = \frac{(1 - \alpha)\varepsilon/2}{(\alpha\delta\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2)} \quad (4)$$

Assim a probabilidade condicional de \underline{V}_i atribuída pelo MM ao valor do ativo é:

$$\Pr\{V_i = \underline{V}_i \mid S\} = \delta \left[\frac{\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2}{\alpha\delta\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2} \right] > \delta. \quad (5)$$

Em outras palavras, quando o MM recebe uma ordem de venda ele atribui uma probabilidade maior do valor do ativo ser \underline{V}_i .

Podemos obter assim as ofertas iniciais de compra (b_1) e venda (a_1) que o Formador de Mercado apregoará ao início de cada dia:

$$\begin{aligned} E[V_i \mid S_1] = b_1 &= \underline{V}_i \Pr\{V_i = \underline{V}_i \mid S\} + \bar{V}_i \Pr\{V_i = \bar{V}_i \mid S\} = \\ &= \frac{\delta \underline{V}_i (\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2) + (1 - \delta) \bar{V}_i (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2}{\alpha\delta\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2}, \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} E[V_i \mid B_1] = a_1 &= \underline{V}_i \Pr\{V_i = \underline{V}_i \mid B\} + \bar{V}_i \Pr\{V_i = \bar{V}_i \mid B\} = \\ &= \frac{\delta \underline{V}_i ((1 - \alpha\mu)\varepsilon/2) + (1 - \delta) \bar{V}_i (\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2)}{(1 - \delta)\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\varepsilon/2}. \end{aligned} \quad (7)$$

As equações (6) e (7) mostram como a presença de agentes informados e desinformados afeta os preços. Se não existissem agentes informados ($\mu = 0$), os negócios não trariam informação e tanto a oferta de compra quanto a oferta de venda seriam iguais ao valor esperado do ativo, V_i^* . Por outro lado, se somente existissem agentes informados no mercado ($\mu = 1$ e $\varepsilon = 0$) então os preços de compra e venda do ativo seriam \underline{V}_i e \bar{V}_i , respectivamente. A esses preços não seria lucrativo para os agentes informados negociar, resultando em um equilíbrio de não transação (ausência de mercado). Como normalmente se espera que agentes informados e desinformados coexistam no mercado, a oferta de compra do MM será maior que \underline{V}_i e a oferta de venda menor que \bar{V}_i para todo $i = 1, \dots, I$. Ao longo do dia o MM vai atualizando suas ofertas de acordo com o desenrolar dos três resultados possíveis: compras (B), vendas (S) ou não transações (N).⁴

Easley e O'Hara (1992) discutem uma série de implicações empiricamente testáveis que este tipo de modelo estrutural possui. A mais direta é que as cotações de compra e venda do MM podem mudar mesmo quando não ocorrem transações. Mais especificamente, devemos observar um estreitamento do ágio de compra e venda a medida em que o tempo decorrido entre duas transações aumentar. Outro resultado que o modelo gera é que a variância do ativo não é constante, mas positivamente correlacionada com o número de negócios. Neste caso, um modelo do tipo GARCH seria uma representação mais precisa do processo da volatilidade do que outras especificações mais comuns.

⁴ As equações das ofertas de compra e venda ilustram a natureza do processo estocástico do preço da ação, o qual é determinado de acordo com os sorteios aleatórios de agentes informados/ desinformados e entre compradores e vendedores

Utilizando a Regra de Bayes também podemos computar a probabilidade de que um negócio tenha sido realizado por um agente informado:

$$PIN \equiv \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + \varepsilon(1-\mu)} \quad (8)$$

Assim, se $\alpha = 0.7$, $\mu = 0.2$ e $\varepsilon = 0.7$, o PIN será de 0.20, o que significa que, para essa ação, o MM acredita que 20% dos negócios advêm de agentes informados.

Como pode ser visto em (8), se não houver a possibilidade de ocorrência de eventos informacionais privados ($\alpha = 0$) ou se não houver agentes informados no mercado ($\mu = 0$), o PIN será zero. Já se somente existirem agentes informados ($\mu = 1$, $\varepsilon = 0$), o PIN será um.

A seção seguinte apresenta de forma detalhada os procedimentos utilizados para estimação do vetor de parâmetros $\theta = (\alpha, \delta, \mu, \varepsilon)$ do modelo estrutural.

III. Dados e Metodologia

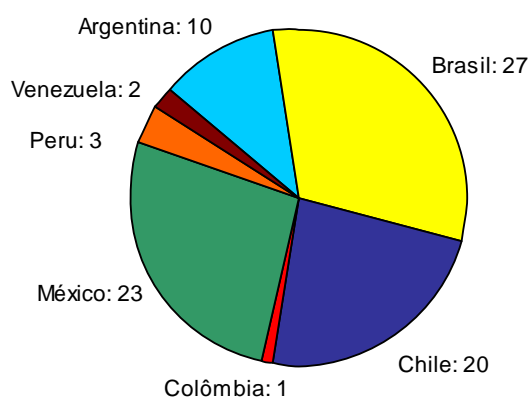
Todas cotações de preço utilizadas neste trabalho referem-se aos American Depositary Receipts (ADRs) de empresas da América Latina negociados na Bolsa de Valores de Nova Iorque (NYSE). ADRs são recibos de ações através dos quais empresas não sediadas nos Estados Unidos podem negociar seus papéis no mercado norte americano. Os dados foram obtidos através do

banco de dados TAQ (Trades and Automated Quotations) da Bolsa de Nova Iorque, e foram armazenados em alta frequência (segundo por segundo). O período compreendido foi de janeiro à junho de 2001.

As contas do Balanço Patrimonial das empresas analisadas neste trabalho foram coletadas do banco de dados Economática. Foram excluídas da amostra todas empresas do Caribe, os recibos de Telebrás PN, uma empresa mexicana e uma empresa chilena, pois estes não são acompanhados pela Economática.

Assim, a amostra final utilizada para análise diz respeito às empresas da América Latina negociadas na NYSE com dados disponibilizados pela Economática, o que totalizou 86 empresas de 7 países diferentes (ver Figura 2). Devido ao curto espaço de tempo, não foi preciso se preocupar com problemas de viés de sobrevivência, pois neste intervalo nenhuma das empresas selecionadas deixou de negociar. A relação completa das empresas incluídas na amostra encontra-se na tabela A.1 no Apêndice 1.

Figura 2
Empresas da Amostra por País



O conceito de retorno adotado neste trabalho inclui uma correção para dividendos. Assim, se d_t^j é o dividendo pago (em dólares) pelo ativo j entre $t-1$ e t e P_t^j o preço do último negócio do ativo j em t , o retorno do ativo j entre $t-1$ e t é dado por:

$$R_t^j = \frac{P_t^j + d_t^j}{P_{t-1}^j}; \quad (16)$$

No caso de um ativo não negociar em t , o procedimento adotado foi repetir o preço do último dia em que o ativo negociou.

Como a Economática e o banco de dados TAQ não disponibilizam informações sobre o pagamento de dividendos de ADRs, essa informação foi coletada em um terminal Bloomberg.

O excesso de retorno de um ativo (ER_t^j) é a diferença entre o retorno do ativo (R_t^j) e o retorno do ativo sem risco (R_t^f). Ou seja:

$$ER_t^j = R_t^j - R_t^f \quad (18)$$

Como proxy do ativo sem risco, adotamos o retorno das notas do Tesouro dos Estados Unidos (T-bills), armazenadas no CD International Financial Statistics do FMI.

O cálculo dos coeficientes BETA dos ADRs segue uma metodologia semelhante àquela de Fama e French (1992). A cada dois meses, as ações são divididas em nove grupos, de acordo com seu tamanho (pequeno, médio ou grande) e pré-beta (baixo, médio ou alto). Por tamanho, entende-se o

valor de mercado em dólares americanos da empresa no final do período de análise. Já o pré-beta refere-se ao coeficiente da regressão da série temporal dos retornos do ativo contra os retornos do índice de mercado.

Como a amostra contém ADRs de sete países diferentes, a escolha de um índice de mercado representativo não é trivial. Utilizamos o MSCI-LA como proxy para o índice de mercado por ser amplamente utilizado por administradores de fundos globais.⁵ O índice é calculado de forma a contemplar 85% da capitalização do mercado ajustada ao *free-float* das ações. Os dados do MSCI-LA são disponibilizados pelo banco de investimentos Morgan Stanley em <http://www.msci.com>.

A existência de ativos negociando em diferentes horários em um índice pode agravar o problema da não sincronicidade dos preços. A fim de contornar esse problema, os pré-Betas são calculados de acordo com a fórmula proposta por Dimson (1979) com dois atrasos e dois adiantamentos. Devido à presença de autocorrelação de primeira e segunda ordem (valores de 0.19 e -0.13, respectivamente), utilizamos também a correção de Fowler e Rorke (1983).

Analizamos também os efeitos da escassez de negociação. A ausência de negociação gera um excesso de zeros na série de retornos, fazendo com que a variável dependente da regressão seja censurada (ver Brooks, Faff, Fry e Gunn, 2000). Neste caso, os coeficientes estimados por MQO sub-avaliam os verdadeiros coeficientes da regressão. No entanto, os resultados (não

⁵ Testes alternativos (não mostrados) utilizando os índices Nasdaq e SP500 não apresentaram diferenças significativas nos resultados.

reportados) do modelo de seleção não indicam a presença do viés na regressão.

Assim, o pré-beta de cada ação foi estimado da seguinte forma:

$$\hat{\beta}_j = \frac{(1 + \rho_1 + \rho_2)}{(1 + 2\rho_1 + 2\rho_2)} \beta_2^j + \frac{(1 + 2\rho_1 + \rho_2)}{(1 + 2\rho_1 + 2\rho_2)} \beta_1^j + \beta_0^j + \frac{(1 + 2\rho_1 + \rho_2)}{(1 + 2\rho_1 + 2\rho_2)} \beta_{-1}^j + \frac{(1 + \rho_1 + \rho_2)}{(1 + 2\rho_1 + 2\rho_2)} \beta_{-2}^j, \quad (17)$$

sendo $\hat{\beta}_j$ o pré-beta do ativo j , ρ_1 e ρ_2 os coeficientes de autocorrelação serial de 1ª e 2ª ordem do índice de mercado, respectivamente, e β_k^j o coeficiente da regressão temporal $R_t^j = c_j + \sum_{k=-2}^2 \beta_k^j R_{t+k}^I + u_t^j$, sendo R_t^I o retorno do índice MSCI-LA em t e R_t^j o retorno em t do ativo j , c_j é uma constante e u_t^j um ruído branco.

Após atribuímos as firmas aos grupos Tamanho-Beta, calculamos o retorno diário durante o mês seguinte de uma carteira igualmente ponderada com ações de cada grupo. O resultado final é uma série de 125 retornos diários (de fevereiro a julho de 2001) para cada uma das nove carteiras. Com base nesta série de retornos, calculamos então os coeficientes Beta das carteiras, empregando a mesma técnica utilizada na estimação dos pré-betas. O pós-beta da ação consiste no Beta de sua carteira.

Seguindo a recomendação de Chordia, Roll e Subrahmanyam (2001), apenas as cotações da NYSE propriamente dita foram usadas. Caso contrário, o banco de dados TAQ reportaria também cotações automáticas passivas dos Formadores de Mercado de bolsas regionais secundárias, que nem sempre estão acompanhando o mercado de forma efetiva.

Como os negócios intradiários não permitem identificar o lado do mercado (compra ou venda), classificamos as transações a partir do método proposto por Lee e Ready (1991). É de conhecimento comum que esse algoritmo de classificação de transações não é à prova de falhas. Grammig e Theissen (2002) mostram que, sob a presença de erros de classificação das transações, as estimativas de probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) são sub-avaliadas. Com efeito, quanto maior o erro de classificação ou quanto maior (menor) for a intensidade de negociação do agente informado (desinformado) maior será a magnitude do viés de estimação. Devido à ausência de um método mais preciso para o cômputo do número de compras e vendas e objetivando uma melhor comparação com resultados anteriores, prosseguimos com o uso do sistema de Lee e Ready (1991). Assim, para todo negócio, o preço de transação é comparado com a melhor oferta de compra e a melhor oferta de venda dos Formadores de Mercado do papel. Se o preço de transação estiver abaixo do ponto médio entre os preços de compra e venda, classificamos a transação como uma Venda (originado por um vendedor). Analogamente, catalogamos negócios com preços de transação acima do ponto médio como Compra (originados por compradores). Teoricamente, os preços de transação devem estar sempre entre os preços de compra e venda. Deste modo, consideramos os preços de transação que não estavam entre os preços de compra e venda como erros, sendo eliminados da amostra. Outro problema que ocorre é quando o preço de transação coincide com o preço médio de compra e venda. Neste caso, o preço da transação é comparado com o preço do negócio anterior. Se o preço de transação for superior ao preço anterior ele é classificado como Compra; se inferior, como Venda. No caso do preço de transação ser idêntico ao preço anterior, observa-se o último preço diferente do negociado.

Como negócios envolvendo uma grande quantidade de ações muitas vezes têm mais de um participante em um dos lados da transação, todos negócios que ocorreram ao mesmo preço com uma diferença inferior a cinco segundos e durante os quais não houve nenhuma revisão nas ofertas de compra e venda, foram colapsados em apenas um negócio, a exemplo de Chordia, Roll e Subrahmanyam (2001) e Lee e Ready (1991). Com isto, analisamos 532.827 negócios, dos quais apenas 7.499 (1.4%) não podem ser classificados em ordens de compra ou venda.

Além da classificação dos negócios em compras e vendas, também é preciso marcar o número de não transações da ação. Uma indicação de não transação é computada para a ação toda a vez que o tempo decorrido desde a última transação (ou desde o início do pregão) atinge um valor crítico. Como o banco de dados TAQ possui a hora exata (hora, minuto e segundo) em que cada negócio foi realizado, é possível medir o tempo médio decorrido entre os negócios de cada ação. A forma de definir esse valor crítico, entretanto, não é única. Enquanto as ações mais negociadas têm várias transações dentro de um minuto, muitas outras passam horas sem ter um negócio sequer. A tabela 1 a seguir apresenta a estatística descritiva dos dados de não negociação.

Tabela 1
Estatísticas do Intervalo de Não Negociação (em segundos)

A tabela apresenta a estatística descritiva do intervalo de não negociação, definido como o tempo decorrido em segundos entre duas transações. Cada observação corresponde a média de janeiro a junho de 2001 dos intervalos de não negociação das ações individuais.

Média	Mediana	Erro Padrão	Curtose	Assimetria	Mínimo	Máximo	# Obs.
1.890	1.344	1.794	0,97	1,19	58	7.901	86

A ausência de um padrão de normalidade nos intervalos sugere que a fixação de um valor crítico comum a todas ações não é uma boa escolha. Avaliamos, então, cinco possibilidades: intervalos de não transação comuns de cinco, quinze e trinta minutos e valores individualizados tomados a partir da média e da mediana dos intervalos de não transação das ações. A estatística que apresentou desempenho mais regular foi a média dos intervalos de não negociação. Assim, uma indicação de não transação foi armazenada toda a vez que o intervalo decorrido desde o último negócio (ou desde o início do pregão) atingiu o tempo médio de não transação daquela ação.⁶

Depois de encontrados os dados de compra, venda, e não transação o passo seguinte é a estimação do vetor $\theta = (\alpha, \delta, \mu, \varepsilon)$ de parâmetros do modelo estrutural. São com esses valores que serão determinadas as probabilidades de negociação com informação privilegiada das ações. A estimativa dos parâmetros do processo de negociação de cada ação é feita maximizando-se a função de verossimilhança condicionada ao histórico de negociação. Por exemplo, condicionada a um dia de notícia boa, a probabilidade de B compras, S vendas e N não transações é proporcional a:

$$\Pr\{B, S, N \mid \psi = H\} \propto \left[\mu + (1 - \mu) \frac{1}{2\varepsilon} \right]^B \left[(1 - \mu) \frac{1}{2\varepsilon} \right]^S [(1 - \mu)(1 - \varepsilon)]^N \quad (9)$$

⁶ A relação individualizada das durações médias entre os negócios das ações da amostra encontra-se na Tabela A.1 no Apêndice 1.

De modo similar, em um dia de notícia ruim, a probabilidade de (B, S, N) é proporcional a:

$$\Pr\{B, S, N \mid \psi = L\} \propto \left[(1-\mu) \frac{1}{2\varepsilon} \right]^B \left[\mu + (1-\mu) \frac{1}{2\varepsilon} \right]^S [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^N \quad (10)$$

Finalmente, em um dia sem novas informações, a probabilidade (B, S, N) é proporcional a:

$$\Pr\{B, S, N \mid \psi = 0\} \propto \left[\frac{1}{2\varepsilon} \right]^{B+S} (1-\varepsilon)^N \quad (11)$$

No entanto, a análise a ser feita requer a **probabilidade incondicional** de B compras, S vendas e N não transações. Para tanto, utiliza-se as equações (9), (10) e (11) usando as probabilidades desses tipos de dia. Isto é, $\alpha(1-\delta)$ para dias com eventos informacionais positivos, $\alpha\delta$ para dias de eventos informacionais negativos e $(1-\alpha)$ para dias sem ocorrência de informação privada. Assim, a função de verossimilhança para um dia é proporcional a:

$$\begin{aligned} \Pr\{B, S, N \mid \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\} \propto & \alpha(1-\delta) \left[\left[\mu + (1-\mu) \frac{\varepsilon}{2} \right]^B \left[(1-\mu) \frac{\varepsilon}{2} \right]^S [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^N \right] + \\ & + \alpha\delta \left[\left[(1-\mu) \frac{\varepsilon}{2} \right]^B \left[\mu + (1-\mu) \frac{\varepsilon}{2} \right]^S [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^N \right] + \\ & + (1-\alpha) \left[\left[\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B+S} (1-\varepsilon)^N \right] \end{aligned} \quad (12)$$

A hipótese de independência entre os eventos informacionais nos diferentes dias permite que a função de verossimilhança sobre múltiplos dias seja

calculada simplesmente como o produto desta probabilidade. Assim, para se estimar os parâmetros do vetor θ maximiza-se a função:

$$\Pr\{(B_d, S_d, N_d)_{d=1}^D | \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\} = \prod_{d=1}^D \Pr\{(B_d, S_d, N_d) | \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\}; \quad (13)$$

onde (B_d, S_d, N_d) é o resultado no dia d ($d = 1, \dots, D$).

Para maximizar esta função de verossimilhança, utilizamos o comando *fminsearch* em rotinas programadas no software Matlab. Como os parâmetros estimados são probabilidades, eles devem estar restritos ao intervalo $[0, 1]$. Ao invés de se trabalhar com um algoritmo de otimização restrita, aplicamos uma transformação logística nos parâmetros de interesse. Assim, após algumas manipulações, a estimação do vetor θ foi obtida através da maximização da seguinte função:⁷

$$\begin{aligned} \log \Pr\{(B_d, S_d, N_d)_{d=1}^D | \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\} = & \sum_{d=1}^D \log \left\langle \left(\frac{1}{(1 + e^{\bar{\mu}})(1 + e^{\bar{\varepsilon}})} \right)^{N_d} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}}}{2(1 + e^{\bar{\mu}})(1 + e^{\bar{\varepsilon}})} \right)^{B_d + S_d} \right\rangle + \\ & + \sum_{d=1}^D \log \left\langle \begin{aligned} & \frac{e^{\bar{\alpha}}}{(1 + e^{\bar{\alpha}})(1 + e^{\bar{\delta}})} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}} + 2e^{\bar{\mu}}(1 + e^{\bar{\varepsilon}})}{e^{\bar{\varepsilon}}} \right)^{B_d} + \\ & + \frac{e^{\bar{\alpha} + \bar{\delta}}}{(1 + e^{\bar{\alpha}})(1 + e^{\bar{\delta}})} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}} + 2e^{\bar{\mu}}(1 + e^{\bar{\varepsilon}})}{e^{\bar{\varepsilon}}} \right)^{S_d} + \\ & + \frac{1}{1 + e^{\bar{\alpha}}} (1 + e^{\bar{\mu}})^{B_d + S_d + N_d} \end{aligned} \right\rangle \end{aligned} \quad (14)$$

Durante a estimação, o modelo interpreta o nível normal de compras e vendas como negócios dos agentes desinformados, servindo para identificação da probabilidade ε de que eles efetivamente transacionem. Como em dias em

⁷ Detalhes da transformação são mostrados no Apêndice 2.

que ocorrem eventos informacionais os agentes informados atuam somente em um dos lados do mercado, a probabilidade μ do negócio ser originado por um agente informado é identificada a partir de quantidades anormais de compras ou vendas. O número de dias em que há um volume anormal de compras ou de vendas é usado para identificar tanto a probabilidade α de ocorrência de evento informacional quanto a probabilidade δ do sinal ser baixo. Naturalmente, o processo de máxima verossimilhança faz tudo isso simultaneamente.

Apesar de dentro de um dia termos diversas observações de compras, vendas e não transações (o que facilita a estimação dos parâmetros ε e μ), os dados para estimação de α e δ ocorrem apenas uma vez ao dia. Para termos uma estimativa razoável desses parâmetros, calculamos os PINs considerando os negócios realizados nos dois meses anteriores, englobando aproximadamente 42 dias de negociação.

Os testes de apreçamento de ativos foram conduzidos de três formas distintas. Usamos a metodologia de Fama–French (1992) para uma comparação direta dos resultados com o trabalho de Easley, Hvidkjaer e O’Hara (2002). A cada mês, regredimos o retorno das ações em variáveis supostamente capazes de explicar o retorno esperado dos ativos. A média e o desvio padrão dos coeficientes das regressões mensais fornecem (através de um teste t) informações sobre quais variáveis são significativas.

O procedimento de utilizar as médias e desvio padrões da série temporal dos coeficientes para o cálculo da estatística t assume implicitamente a hipótese de que as variâncias dos coeficientes estimados na regressão de corte são constantes ao longo do tempo. Relaxamos esta hipótese ao procedermos com

a correção de Litzenberger e Ramaswamy (1979), pela qual os testes t são realizados com médias ponderadas pelo inverso da variância dos coeficientes. Assim, a estatística de teste utilizada foi:

$$t = \frac{\hat{\Gamma}}{\sigma(\hat{\Gamma})}, \quad (15)$$

onde $\hat{\Gamma} = \sum_t Z_t \hat{\Gamma}_t$, $\sigma(\hat{\Gamma}) = \sqrt{\sum_t Z_t^2 \text{var}(\hat{\Gamma}_t)}$, $Z_t = \frac{[\text{var}(\hat{\Gamma}_t)]^{-1}}{\sum_t [\text{var}(\hat{\Gamma}_t)]^{-1}}$ e $\text{var}(\hat{\Gamma}_t)$ denota a variância estimada do coeficiente $\hat{\Gamma}_t$ da regressão em t .

Outra forma adotada para analisar a influência do PIN sobre o excesso de retorno dos ativos foi a construção de portfólios. A cada mês classificamos as ações em nove grupos de acordo com o PIN estimado nos dois meses anteriores (Alto, Médio ou Baixo) e o seu tamanho (Pequeno, Médio ou Grande). O controle pelo tamanho teve como objetivo garantir uma variação do PIN dos portfólios independente do tamanho, pois trabalhos anteriores encontraram evidências que essa variável influi no retorno dos ativos.

Adicionalmente, avaliamos também a série temporal das estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte. O objetivo dessa análise é contornar o problema do baixo número de observações temporais presentes nos teste das regressões à la Fama-French.

Demais variáveis utilizadas neste trabalho são descritas na Tabela 2, a seguir.

Tabela 2
Descrição das Variáveis

Variável	Descrição
ÁGIO	Média da série temporal de $\frac{a_t^j - b_t^j}{(a_t^j + b_t^j)/2}$; onde a_t^j é a última cotação de venda do ADR j no dia t e b_t^j é a última cotação de compra do ADR j no dia t .
BM	Razão entre o valor patrimonial (contábil) da ação (ADR) e o valor de mercado da ação (ADR). Assume-se que levam dois meses para que os Balanços Patrimoniais sejam publicados (frequência trimestral).
TAMANHO	Logaritmo natural do valor de mercado da empresa no último dia do período.
VOLATILIDADE	Desvio padrão dos retornos diários do ativo.
VOLUME	Logaritmo natural da média do volume diário (em dólares) das ações no período.

IV. Resultados

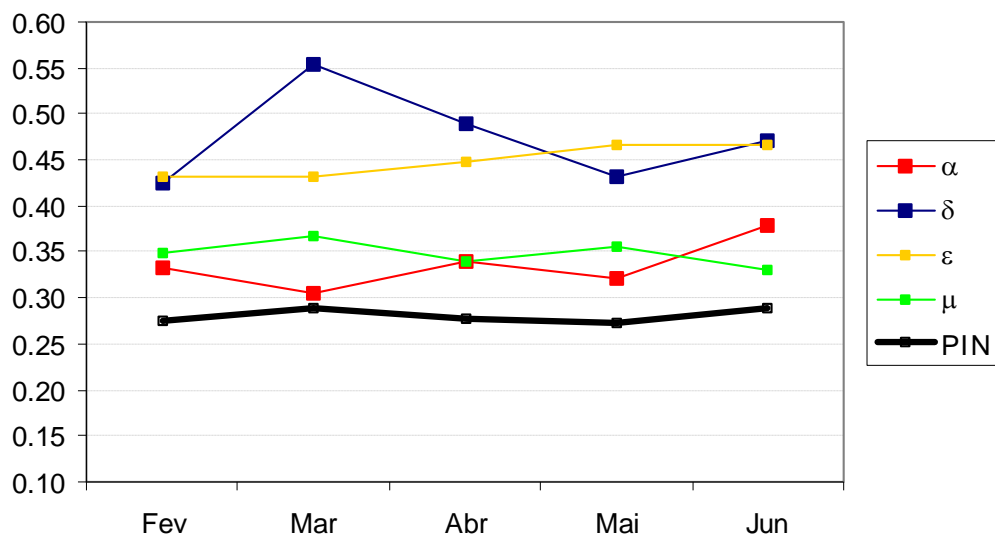
Os parâmetros do modelo de negociação seqüencial foram estimados para cada ação maximizando-se a equação (14). Dos 86 ADRs da amostra, apenas três apresentaram problemas de convergência na estimação por máxima verossimilhança. Além disso, dos 407 parâmetros estimados, obtivemos apenas 51 soluções de canto.

A série temporal das médias dos parâmetros estimados em corte é apresentada na Figura 3. À exceção do parâmetro δ , todos demais são

bastante estáveis ao longo do tempo. Esse comportamento está de acordo com o esperado pela teoria econômica. As probabilidades α de ocorrer um evento informacional e δ do sinal ser baixo são influenciados pela maior ou menor ocorrência de notícias boas/ruins, e estão mais sujeitas a oscilações no curto prazo. Já os parâmetros ε (probabilidade do agente desinformado efetivamente transacionar) e μ (probabilidade do agente selecionado ser informado) estão ligados ao volume transacionado e a participação dos agentes desinformados no mercado de capitais, onde não se espera modificações significativas em curtos intervalos de tempo. Também é interessante observar que a probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) se mantém praticamente constante no período. Este resultado é bastante semelhante ao encontrado em Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) para ações americanas, e contraria a idéia comum que insiders atuam mais intensamente em algumas ocasiões específicas (períodos de divulgação de resultado ou emissão de novas ações, por exemplo).

Figura 3
Distribuição dos Parâmetros

A figura mostra a distribuição ao longo do tempo dos parâmetros do modelo de microestrutura estimados por máxima verossimilhança. Os valores dizem respeito a média da probabilidade α de eventos informacionais; a probabilidade δ de notícia ruim; a proporção μ de agentes informados; a probabilidade ε de agentes desinformados realmente transacionarem; e a probabilidade de um negócio ter sido realizado com o uso de informação privada (PIN).



A Tabela 3 apresenta os dados sobre PIN estimados com a amostra completa (janeiro a junho de 2001), agrupados por país. Os resultados confirmam a tese que, em média, os PINs de ADRs são superiores aos de ações domésticas. Utilizamos o teste não paramétrico de Mann-Whitney para testar a hipótese nula que o PIN médio dos ADRs da América Latina é igual ao PIN médio das empresas dos Estados Unidos contra a hipótese alternativa que o PIN médio dos ADRs da América Latina é maior. O uso de um teste não paramétrico é recomendado neste caso devido ao fato que a restrição da variável em teste ao intervalo $[0, 1]$ viola a condição de normalidade requerida pela maioria dos testes estatísticos tradicionais. Tomando-se como referência o PIN médio de 0,191 encontrado por Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) para as ações americanas, rejeitamos a hipótese nula a 1% (estatística de teste de 28 contra valor crítico de 27).

Tabela 3
Estatística Descritiva do PIN (agregado por país)

País	Média	Mediana	Erro Padrão	Máximo	Mínimo
Argentina	0,268	0,236	0,082	0,37	0,17
Brasil	0,239	0,205	0,124	0,69	0,08
Chile	0,315	0,302	0,096	0,51	0,14
Colômbia	0,353	0,353	0	0,35	0,35
México	0,267	0,257	0,083	0,51	0,13
Peru	0,265	0,277	0,033	0,29	0,23
Peru	0,280	0,280	0,166	0,40	0,16
Estados Unidos [†]	0,191	0,185	0,057	-	-

[†] Dados de Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002)

Outra questão que também merece ser avaliada é até que ponto a assimetria de informação é uniforme entre os países da América Latina. Parece-nos razoável supor que diferenças institucionais entre países possam gerar

diferentes graus de assimetria de informação. Assim, a quantidade de informação que as empresas são obrigadas a divulgar ao mercado ou até mesmo o modo como a legislação penal trata o crime de informação privilegiada poderiam, por exemplo, ter reflexos sobre o PIN. Para comparar se os PINs médios dos países da América Latina são realmente diferentes, utilizamos o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis. O teste de Kruskal-Wallis testa a hipótese nula de que todos elementos de uma amostra são provenientes de uma mesma população contra a hipótese alternativa de que pelo menos um deles vem de uma população distinta. A um nível de 5% rejeita-se a hipótese nula (estatística de teste de 12,64 contra valor crítico de 12,59), indicando que os PINs realmente diferem de acordo com o país.⁸

A Tabela 3 mostra ainda que o Brasil, apesar de apresentar o menor PIN médio entre os países da América Latina, possui também os ADRs com maior e menor probabilidades de negociação com informação diferenciada. Esta grande variabilidade nos resultados indica que, além dos aspectos institucionais, outras variáveis também atuam sobre o PIN. O passo seguinte, portanto, é tentar entender como as estimativas do PIN se relacionam com outras variáveis das ações. A Tabela 4 apresenta a estrutura de correlações entre algumas variáveis no período em análise.

⁸ O mesmo resultado foi encontrado quando analisamos apenas o subgrupo Argentina, Brasil, Chile e México (estatística de teste de 11,39 contra valor crítico de 7,81) e Brasil, Chile e México (estatística de teste de 11,07 contra valor crítico de 5,99).

Tabela 4
Correlações entre Variáveis

A tabela mostra as correlações simples entre as variáveis do grupo. BETA é o pós-beta das ações com base na carteira de junho de 2001. PIN é a probabilidade de negociação com informação diferenciada estimada com os dados de todo o período (janeiro a junho de 2001). TAMANHO é o logaritmo natural do valor de mercado das empresas em 29 de junho de 2001. BM é a relação Valor Contábil/Valor de Mercado com base no valor de mercado de 29 de junho de 2001 e Balanço Patrimonial de 31 de março de 2001. ÁGIO é média diária do spread efetivo entre janeiro e junho de 2001. VOLATILIDADE é a volatilidade diária das ações, calculada entre janeiro e junho de 2001. VOLUME é o logaritmo natural da média do volume diário das ações entre janeiro e junho de 2001. As correlções significativas a 5% estão em negrito.

	PIN	TAMANHO	BM	ÁGIO	VOLATILIDADE	VOLUME
BETA	-0,43	0,39	-0,14	-0,25	0,23	0,50
PIN		-0,28	-0,05	0,55	-0,23	-0,61
TAMANHO			-0,36	-0,27	-0,12	0,54
BM				0,16	0,29	-0,26
ÁGIO					0,04	-0,63
VOLATILIDADE						0,11

As correlações negativas entre PIN e TAMANHO (-0.28) e PIN e VOLUME (-0.61) além de esperadas, são consistentes com os resultados de Easley et al. (1996), Easley, O'Hara e Paperman (1998) e Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002). As ações de maior tamanho e as mais ativamente negociadas tendem a ter uma maior cobertura por parte de analistas de investimento. Assim, novas informações relevantes para o negócio dessas firmas tornam-se públicas mais rapidamente do que no caso de empresas menores, diminuindo a ocorrência de insider trading.

A correlação positiva entre ÁGIO e PIN (0.55) também não é surpreendente. Afinal, a justificativa do modelo teórico para a existência de um ágio de compra e venda é justamente para que o Formador de Mercado possa compensar as perdas que ele sofre ao negociar com agentes informados. Logo, espera-se que quanto mais negócios forem realizados por agentes com informação diferenciada, maior será a proteção exigida pelo Formador de Mercado tem de cobrar.

Duas correlações significativas da Tabela 4 apresentaram sinal inesperado. O fato do BETA das ações ser negativamente correlacionado com o PIN (-0.43) sugere uma certa ineficácia do Modelo CAPM em capturar todos riscos da economia. Também é instigante a correlação negativa entre PIN e VOLATILIDADE (-0.23). Afinal, poderíamos esperar que ações com mais informação privilegiada apresentassem uma maior volatilidade. Uma possível explicação para esse ausência desse fenômeno vem da evidência encontrada por Lamoureux e Lastrapes (1990) de que a volatilidade é consequência do volume transacionado. Dessa forma, a correlação negativa entre PIN e VOLATILIDADE seria na apenas um reflexo da correlação negativa entre PIN e VOLUME.

As estimativas individuais para o PIN de todas ações são apresentadas na Tabela A.1 do Apêndice 1. É interessante observar que enquanto o ADR das ações preferenciais da Ambev possui um dos menores PINs (0,13), o ADR da Ambev ordinária possui o maior PIN (0,69). Esta curiosa combinação pode ser interpretada como um ponto bastante favorável à metodologia empregada. Afinal, um dos primeiros candidatos a serem apontados como detentores de informação privilegiada são os controladores da companhia, justamente àqueles que detêm ações ordinárias. Na empresa de segundo

maior PIN – Perdigão (0,50) – uma relação semelhante pode ser traçada. Embora os ADRs dessa empresa representem ações preferenciais, os Fundos de Pensão que controlam a Perdigão também possuem em sua carteira uma parcela significativa de ações preferenciais. Assim, podemos supor que, para fins de transação, essas ações gozem de propriedades semelhantes à de ações ordinárias. Infelizmente, a base de dados disponível não nos permite avançar muito neste tipo de questão, mas, sem dúvida, este é um tópico interessante a ser explorado em trabalhos futuros.

De posse das estimativas do PIN, passamos a estudar o seu efeito sobre o retorno dos ativos. A evidência encontrada que a probabilidade de negociação com informação diferenciada é mais intensa em ADRs sugere que o prêmio de risco desse fator também deveria ser maior do que o encontrado por Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) para as ações americanas. A Tabela 5 traz o resultado de portfólios ordenados com base no PIN e no TAMANHO das ações.

Os dados do Painel A não mostram a existência de uma relação clara entre PIN e excesso de retorno. Já os painéis C e D mostram que os controles adotados são efetivos. Em outras palavras, dentro de cada um dos três subgrupos de tamanho (Pequeno, Médio ou Grande), o valor de mercado dos portfólios é bastante parecido, independentemente do PIN. O mesmo acontece com o PIN médio dos portfólios (PPIN): dentro de cada subgrupo (Alto, Médio ou Baixo) o valor do PPIN é praticamente constante para os diferentes tamanhos.

Os portfólios de maior PIN apresentam excesso de retorno superior aos portfólios de menor PIN apenas para os tamanhos de mercado Médio e

Grande. Para os portfólios de baixo valor de mercado, o melhor desempenho advém do portfólio de PIN médio (-1.46%), seguido do portfólio de PIN baixo (-3.48%) e, só então, pelo portfólio de PIN mais alto (-4.12%). Uma possível explicação para este resultado poderia ser o diferente nível de exposição ao risco BETA das carteiras, uma vez que nesse período o excesso de retorno do índice MSCI foi de -2.80% . Entretanto, o painel E mostra que o BETA do portfólio Tamanho Baixo/PIN Alto é praticamente idêntico ao BETA do portfólio Tamanho Baixo/PIN Médio. Além disso, como o PIN mede apenas a presença de agentes informados (e não o impacto da informação que eles possuem), seria mais plausível esperar que a informação privilegiada tivesse um impacto maior sobre o preço das ações pequenas do que em grandes companhias, justamente o contrário do observado.

Tabela 5

Excesso de Retorno dos Portfólios

A tabela contém os resultados de portfólios igualmente ponderados e ordenados independentemente por TAMANHO e PIN; onde TAMANHO é o Valor de Mercado da firma no final do mês $t-1$ e PIN é a probabilidade de negociação com informação diferenciada estimada durante os meses $t-1$ e $t-2$. A cada mês as ações são classificadas em três grupos de PIN e três grupos de TAMANHO. Os resultados apresentados dizem respeito às médias dos resultados do período amostral (jan/2001 a jun/2001). O Painel A reporta a média dos excessos de retorno de cada portfólio, o Painel B traz o número médio de ações, o Painel C o tamanho médio das firmas (em US\$ milhões), o Painel D o PPIN (PIN médio das ações dos portfólios) e o Painel E o pós-beta médio dos portfólios.

Painel A EXCESSO DE RETORNO			
TAMANHO	PIN		
	Baixo	Médio	Alto
Pequeno	-3,48%	-1,46%	-4,12%
Médio	-3,36%	-3,85%	-2,24%
Grande	-4,58%	-2,30%	-2,11%

Painel B NUMERO DE AÇÕES			
TAMANHO	PIN		
	Baixo	Médio	Alto
Pequeno	5	10	13
Médio	7	10	11
Grande	16	8	3

Painel C TAMANHO			
TAMANHO	PIN		
	Baixo	Médio	Alto
Pequeno	207	276	316
Médio	1.150	1.099	1.126
Grande	7.103	8.498	10.519

Painel D PPIN			
TAMANHO	PIN		
	Baixo	Médio	Alto
Pequeno	0,17	0,27	0,42
Médio	0,16	0,25	0,42
Grande	0,16	0,25	0,49

Painel E BETA			
TAMANHO	PIN		
	Baixo	Médio	Alto
Pequeno	0,28	0,58	0,57
Médio	0,90	1,02	0,38
Grande	1,42	0,78	0,43

Nem mesmo nos portfólios de tamanho Médio, o excesso de retorno aumenta de forma crescente a medida em que o PIN aumenta. O excesso de retorno do portfólio Tamanho Médio/PIN Baixo é de 3.36% e o excesso de retorno do portfólio Tamanho Médio/PIN Médio é de 3.85%. Logo, nada garante que o maior excesso de retorno dos portfólios está associado a uma maior exposição ao PIN, podendo perfeitamente ser devido a uma menor exposição ao risco de mercado.

Para medir de forma mais precisa o efeito de cada variável sobre o retorno dos ADRs, realizamos um teste de apreçamento do tipo Fama–French. A Tabela 6 apresenta as estatísticas do teste. Além da medida tradicional, são mostrados também os resultados ponderados pelo inverso das variâncias dos coeficientes (L–R WLS). As variáveis em teste foram escolhidas a partir da

evidência de sua funcionalidade em outros países. Para uma maior precisão das estatísticas t , as regressões foram estimadas considerando-se a matriz de covariância de Newey–West, consistente à presença de heterocedasticidade e autocorrelação serial de forma desconhecida. A especificação linear do modelo também foi testada através do teste de Ramsey (RESET).

Quando analisado isoladamente, o PIN parece ser um fator de risco bastante apreçado. Apesar da estatística tradicional de Fama–French não indicar a significância do fator (o coeficiente está apenas a 0,11 desvios padrões do zero), quando a ponderação de Litzenberger–Ramaswamy é adotada o resultado se inverte. Neste caso, o coeficiente médio associado ao PIN de 0,07 está a mais de dois desvios padrões afastado do zero, indicando a significância da variável. A interpretação natural desse resultado é que um aumento de dez pontos percentuais no PIN do ADR levaria a um aumento no seu retorno mensal esperado de 0,7%, ou 8,8% em termos anuais. Este valor é mais de três vezes superior ao encontrado por Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) para as ações norte americanas, e seria a confirmação de nossa hipótese que tanto o PIN quanto o prêmio de risco a ele associado são maiores em ADRs. No entanto, o resultado não é robusto. Quando outras variáveis explicativas são adicionadas à regressão esta relação não mais persiste. Nem mesmo o modelo Beta de Sharpe (1964), Lintner (1965) e Black (1972) ou o modelo de Fama e French (1992) conseguem explicar satisfatoriamente os retornos das ações no período analisado. Aliás, à exceção da VOLATILIDADE, nenhuma outra variável, individualmente ou em conjunto, possui algum poder explicativo.

Tabela 6

**Coefficientes Médios das Regressões Mensais dos Retornos dos Ativos
(Março a Julho de 2001)**

A tabela contém a média da série mensal dos coeficientes das regressões em corte utilizando a metodologia Fama-MacBeth (1973) e Litzenberger-Ramaswamy (L-R WLS). A variável dependente é o excesso de retorno no mês t . BETA é o pós-beta da ação (beta do portfólio a que ação pertencia em $t-1$). PIN é a probabilidade de negociação com informação diferenciada estimada durante os meses $t-1$ e $t-2$. TAMANHO é o logaritmo natural do valor de mercado das empresas em $t-1$. BM é a relação entre o valor contábil e o valor de mercado com base no Balanço Patrimonial de $t-3$ e valor de mercado em $t-1$. ÁGIO é média diária do spread efetivo nos meses $t-1$ e $t-2$. VOLATILIDADE é a volatilidade diária das ações calculada nos meses $t-1$ e $t-2$. VOLUME é o logaritmo natural da média do volume diário das ações nos meses $t-1$ e $t-2$. Todas regressões foram estimadas com a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West. Os t-valores estão entre parênteses.

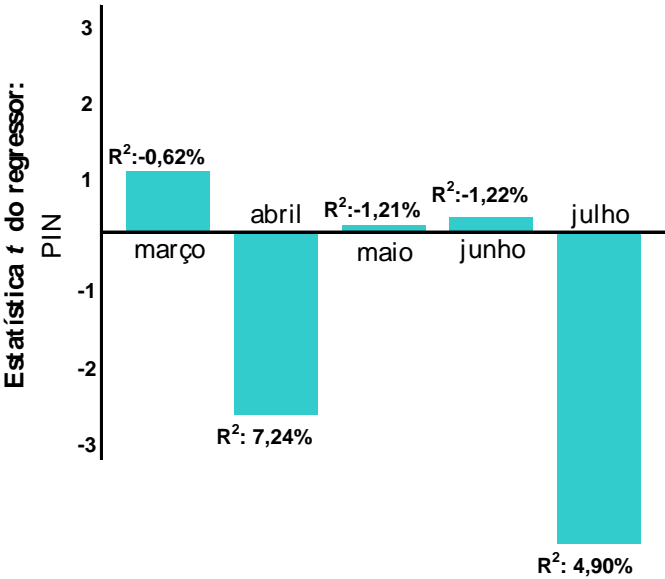
	BETA	PIN	TAMANHO	BM	ÁGIO	VOLATILIDADE	VOLUME
Fama-French		0,02 (-0,11)					
L-R WLS		0,07 (-2,33)					
Fama-French	-0,02 (0,43)						
L-R WLS	-0,02 (1,65)						
Fama-French			-0,00 (-0,01)	-0,00 (-0,01)			
L-R WLS			-0,00 (0)	-0,00 (0)			
Fama-French					-0,01 (0,02)		
L-R WLS					0,16 (-0,92)		
Fama-French						-0,95 (1,06)	
L-R WLS						-1,20 (2,51)	
Fama-French							0,00 (-0,02)
L-R WLS							-0,00 (0,57)
Fama-French	-0,02 (-0,04)	-0,01 (-0,12)					
L-R WLS	-0,02 (-0,01)	0,01 (-0,03)					
Fama-French		-0,01 (-0,14)	0,00 (-0,01)	0,00 (-0,01)			
L-R WLS		0,06 (-0,03)	0,00 (0)	0,00 (0)			
Fama-French		-0,01 (-0,14)				-1,04 (-0,92)	
L-R WLS		0,03 (-0,03)				-1,28 (-0,48)	
Fama-French	-0,02 (-0,05)	-0,01 (-0,11)	0,00 ₃₆ (-0,01)	0,00 (-0,02)	0,18 (-0,62)	-1,28 (-1)	0,00 (-0,01)
L-R WLS	-0,01 (-0,01)	-0,02 (-0,04)	0,00 (0)	0,00 (0)	0,10 (-0,27)	-1,53 (-0,47)	0,00 (0)

Uma possível causa para esta ausência de significância nos fatores testados poderia ser o baixo número de observações das séries temporais (apenas 5). Uma forma de tentar se contornar esse problema é analisando o comportamento das estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte. Nesse caso, dispomos de 83 observações para cada regressão, o que não compromete a inferência dos resultados. A Figura 4, abaixo, mostra o comportamento dessa estatística ao longo do tempo.

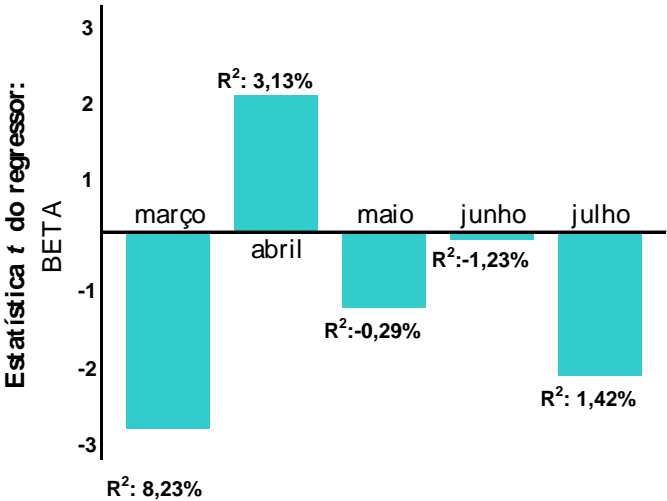
Figura 4
Estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte

Os painéis da figura mostram a estatística t e o R^2 ajustado das regressões em corte estimadas. Todas as regressões consideram a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West.

Painel A: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressor: PIN



Painel B: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressor: BETA



Painel C: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressores: TAMANHO e BM

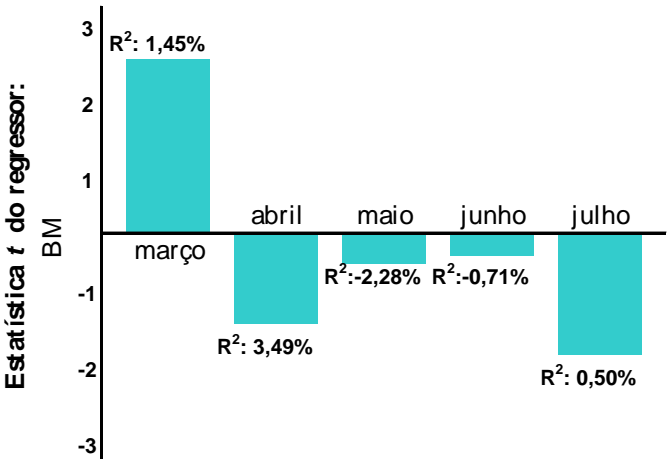
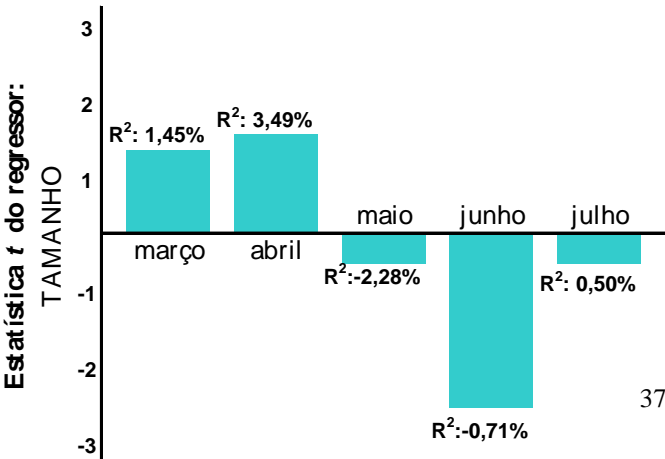
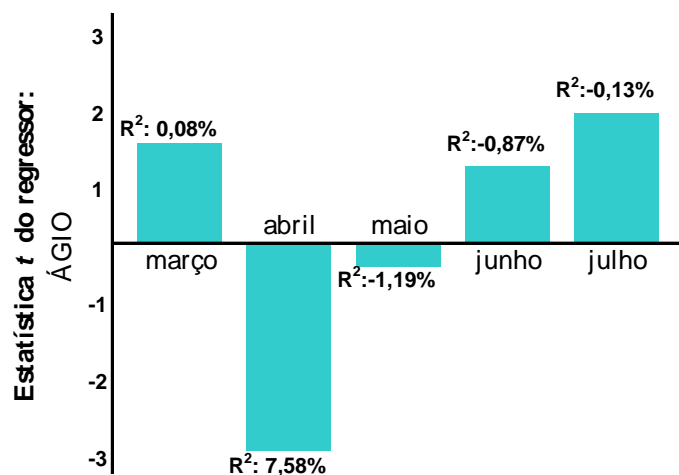


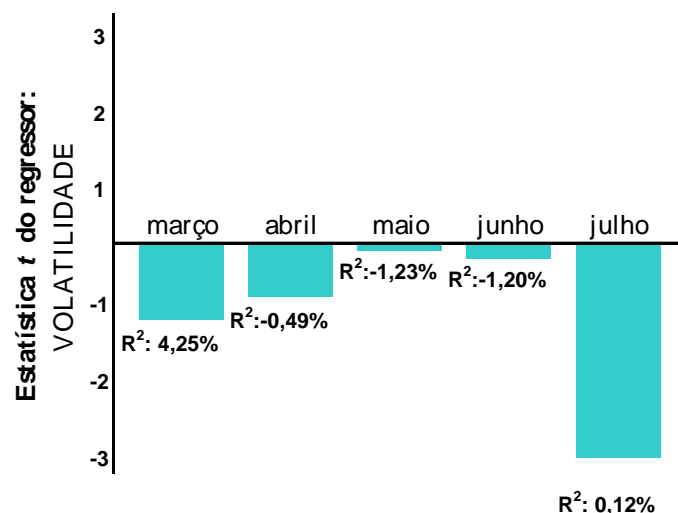
Figura 4
Estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte

Os painéis da figura mostram a estatística t e o R^2 ajustado das regressões em corte estimadas. Todas as regressões consideram a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West.

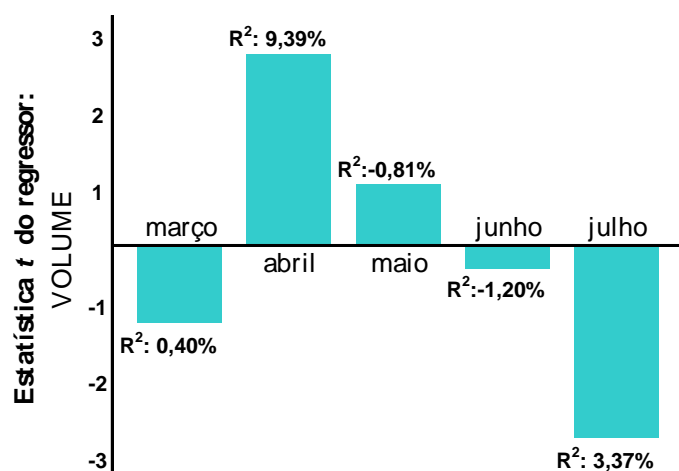
Painel D: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressor: ÁGIO



Painel E: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressor: VOLATILIDADE



Painel F: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressor: VOLUME



Painel G: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressores: TAMANHO, BM e PIN

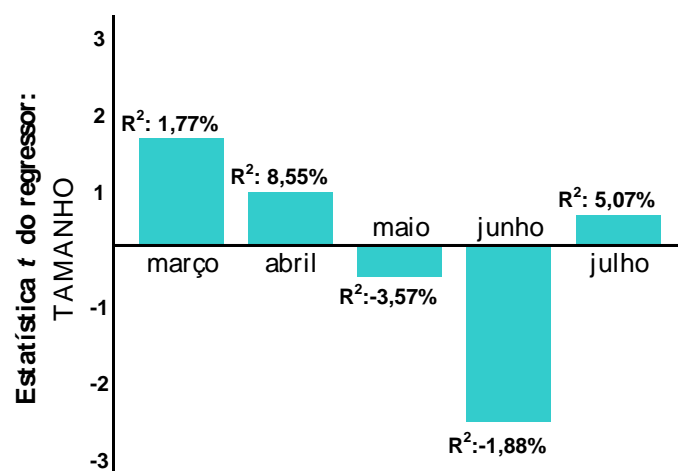
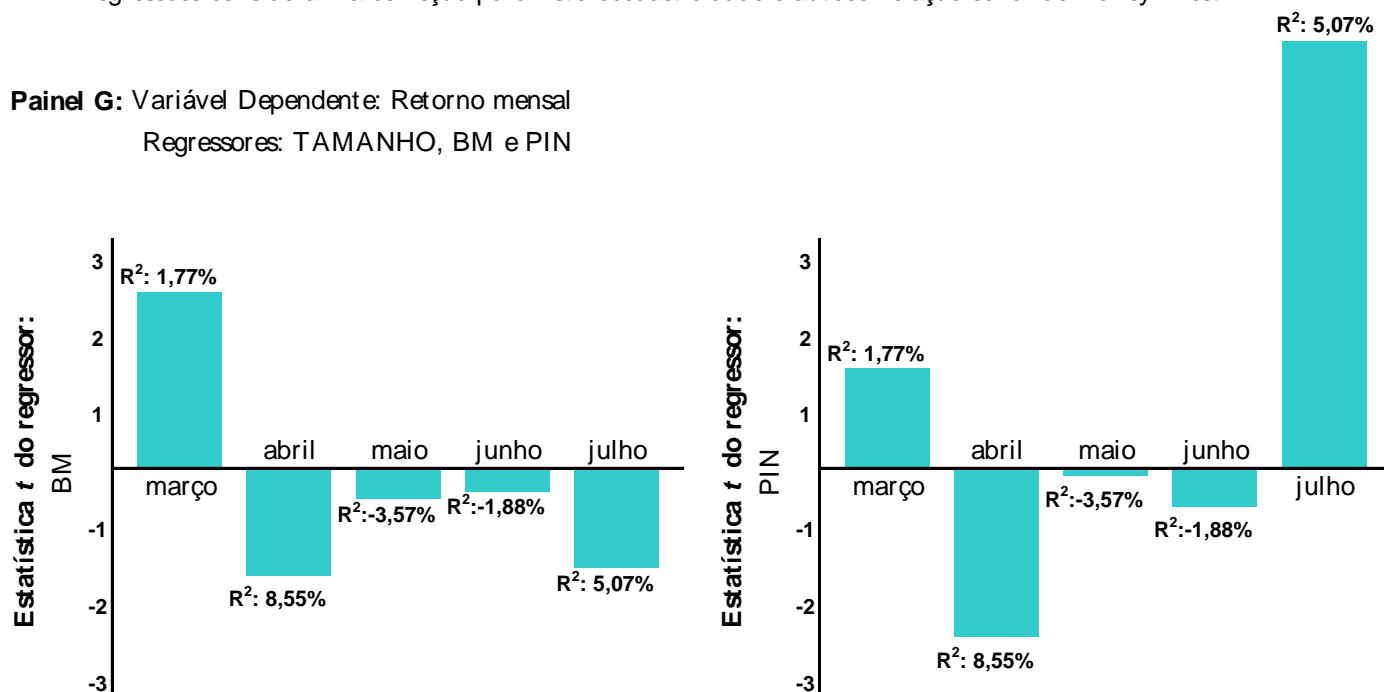


Figura 4
Estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte

Os painéis da figura mostram a estatística t e o R^2 ajustado das regressões em corte estimadas. Todas as regressões consideram a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West.

Painel G: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressores: TAMANHO, BM e PIN



Painel H: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressores: BETA e PIN

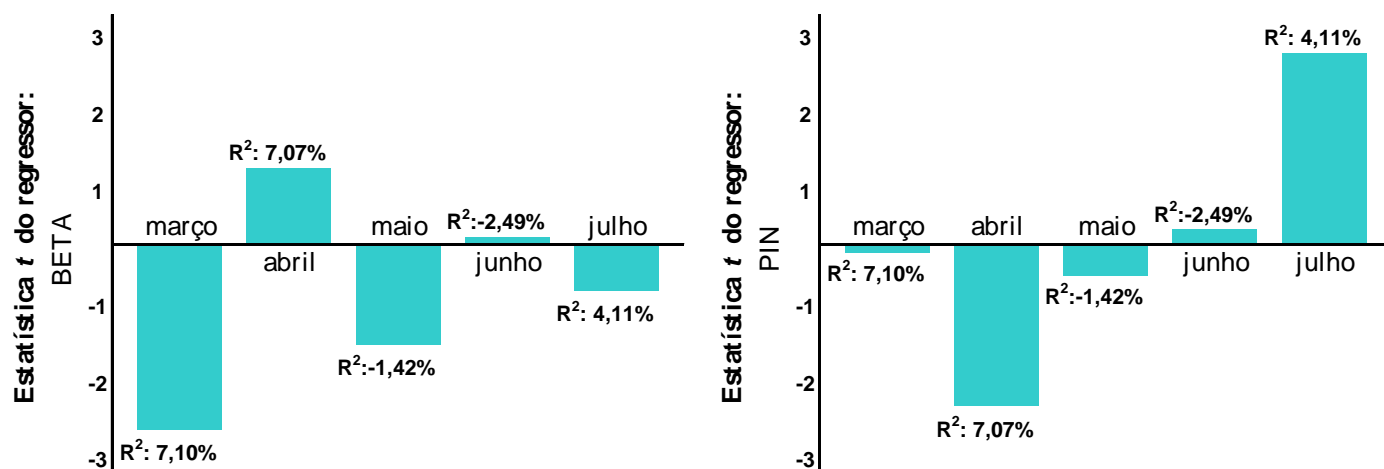
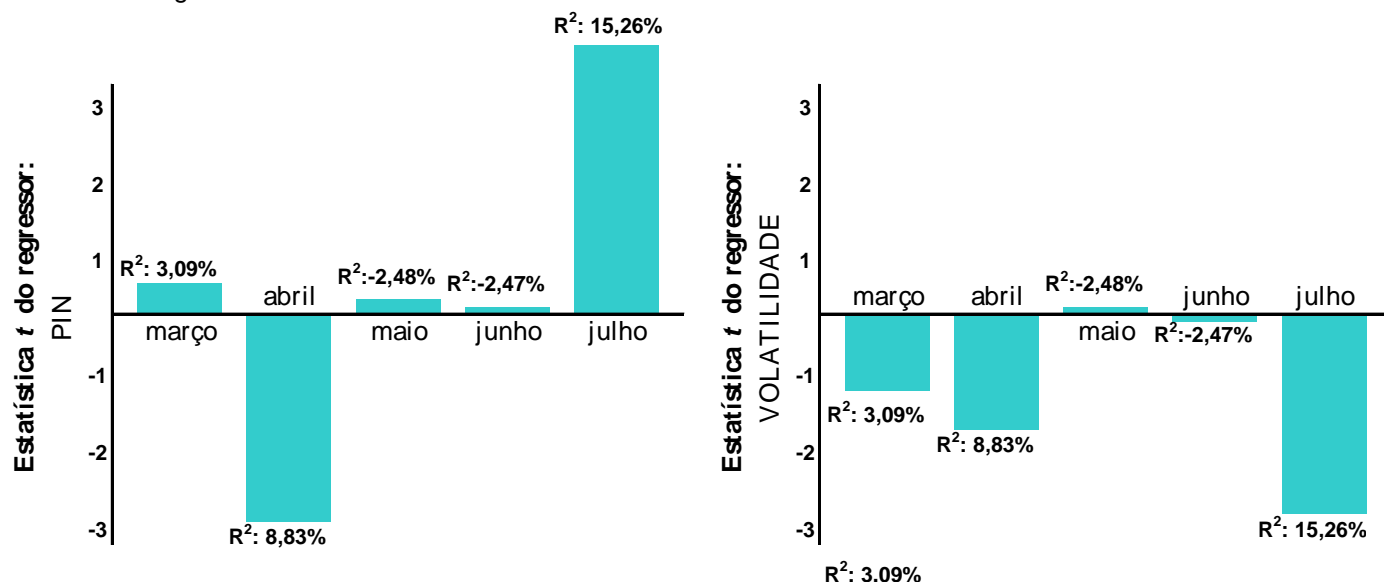


Figura 4
Estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte

Os painéis da figura mostram a estatística t e o R^2 ajustado das regressões em corte estimadas. Todas as regressões consideram a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West.

Painel I: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressores: PIN e VOLATILIDADE



Painel J: Variável Dependente: Retorno mensal
Regressores: BETA, TAMANHO, BM, PIN, ÁGIO, VOLATILIDADE e VOLUME

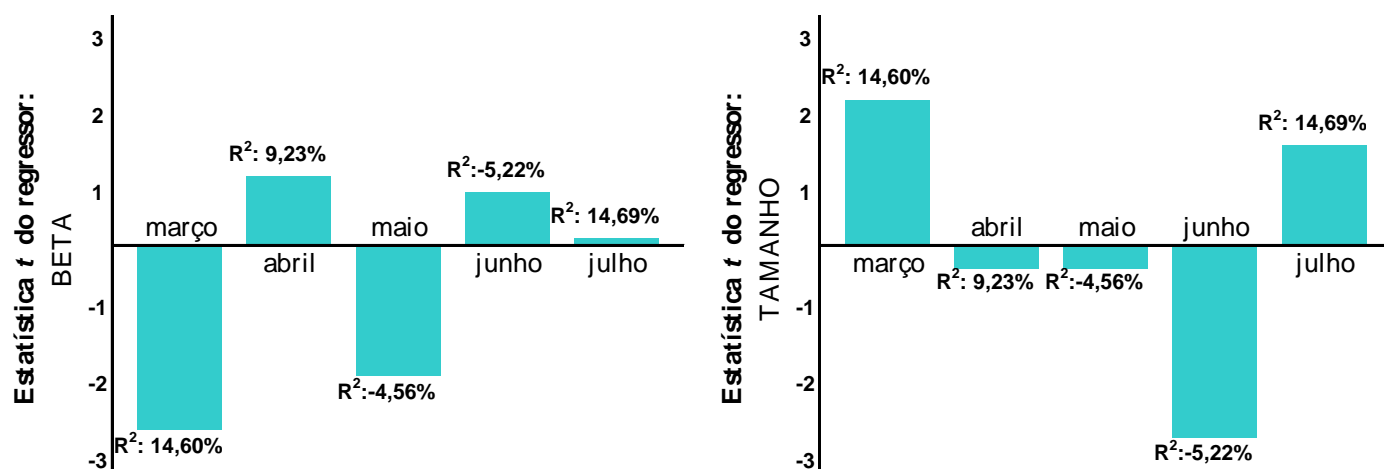
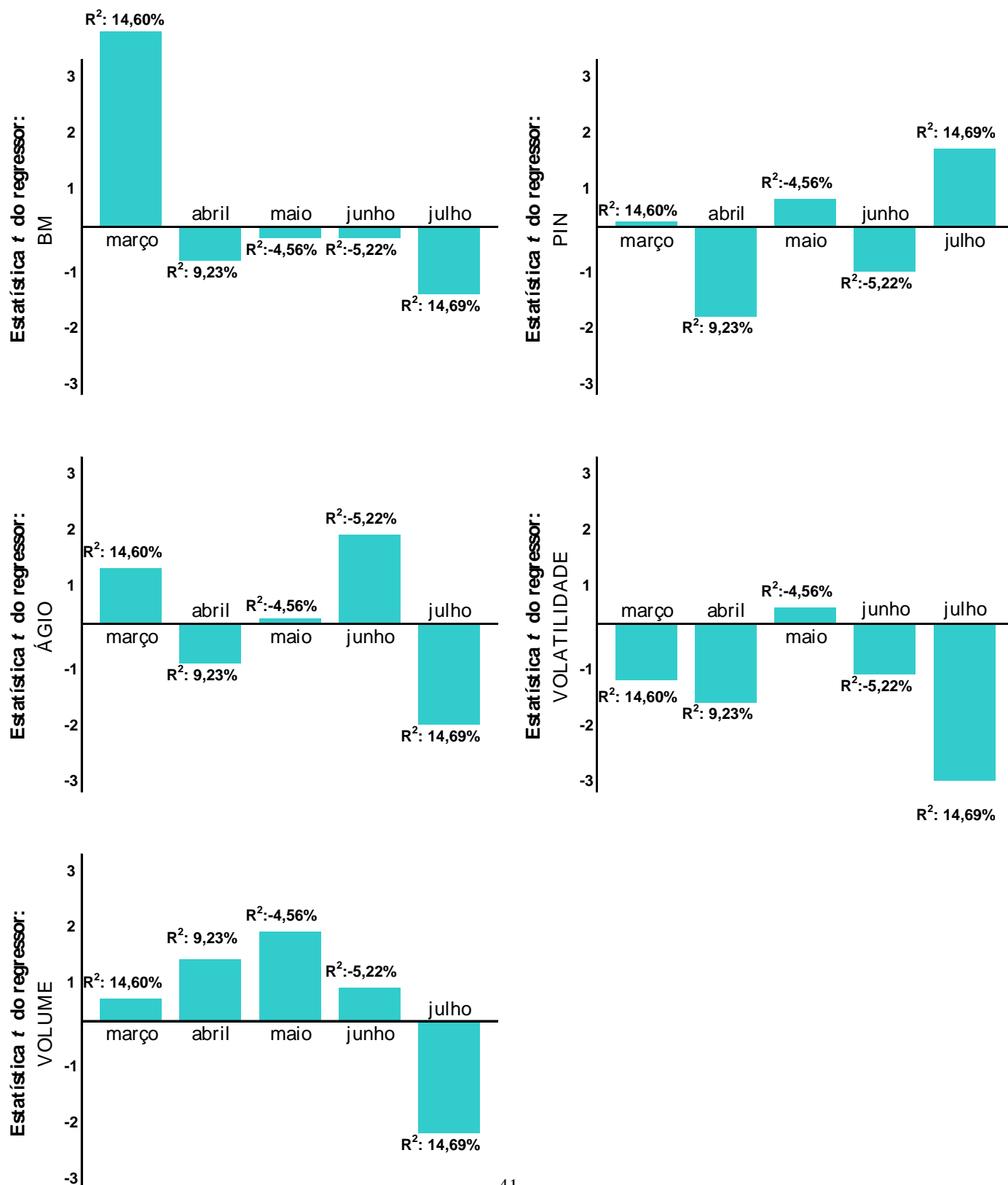


Figura 4
Estatísticas t dos coeficientes das regressões em corte

Os painéis da figura mostram a estatística t e o R^2 ajustado das regressões em corte estimadas. Todas as regressões consideram a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West.

Painel J: Variável Dependente: Retorno mensal

Regressores: BETA, TAMANHO, BM, PIN, ÁGIO, VOLATILIDADE e VOLUME



Novamente, não identificamos nenhum fator que explicasse de forma consistente o retorno dos ativos. Em março, fatores usuais como BETA, TAMANHO e BM parecem ter sucesso em explicar os retornos dos ADRs. Já em abril, o PIN representa melhor esse papel. Nos demais meses, não há nenhuma predominância clara de um fator de apreçamento específico.

Por fim, uma última possibilidade ainda foi levantada. Como o PIN é uma variável estimada, as regressões em corte poderiam estar sujeitas à erro nas variáveis. Empregamos, então, uma metodologia semelhante à utilizada para a obtenção dos coeficientes BETA para estimar o PPIN das ações, isto é, o PIN médio do portfólio Tamanho/PIN a que a ação pertence. Repetimos então os testes de apreçamento utilizando esta nova variável. Os resultados encontrados com o PPIN no lugar do PIN são muito semelhantes aos anteriormente obtidos (ver Tabela A.2 no Apêndice 1). Concluimos, dessa forma, que o baixo poder explicativo das regressões em corte não estão relacionados a um (possível) erro da variável em teste.

V. Conclusão

Este trabalho usa uma série de ADRs de países da América Latina para replicar o estudo de Easley, Hvidkjaer e O'Hara (2002) sobre o efeito da negociação com informação diferenciada nos retornos dos ativos financeiros. Assume-se que agentes desinformados devam exigir uma compensação para investir em ações com maior probabilidade de serem negociadas por agentes

com informação privilegiada, pois estes poderiam se antecipar aos movimentos de preços das ações. No caso dos ADRs, espera-se que esta compensação deva ser ainda maior, pois o potencial de assimetria informacional também é maior.

Inicialmente utilizamos o modelo de negociação seqüencial de Easley, Kiefer e O'Hara (1997) para estimar a probabilidade de negociação com informação diferenciada das ações (PIN). Em seguida, empregamos a metodologia de Fama-French para avaliar se, em média, a probabilidade de negociação com informação diferenciada (PIN) é um fator de risco apreçado.

O principal resultado encontrado foi que o PIN médio dos ADRs latino americanos é efetivamente maior que o PIN médio das empresas dos Estados Unidos. Enquanto de cada cinco negócios realizados com as ações americanas, um é em média realizado por um investidor informado, no caso dos ADRs da América Latina esta média é de, aproximadamente, um negócio realizado por agente com informação privilegiada a cada quatro transações.

No que diz respeito ao prêmio de risco das ações, não conseguimos estabelecer uma relação evidente entre o retorno dos ADRs e a sua respectiva probabilidade de negociação com informação diferenciada. Nem mesmo o coeficiente Beta do modelo CAPM de Sharpe (1964), Lintner (1965) e Black (1972) ou valor de mercado de Fama e French (1992) conseguem explicar de forma satisfatória os retornos das ações no período analisado. Este resultado sugere que a tecnologia de Fama-French não se mostra especialmente adequada para o apreçamento de ADRs.

Uma série de resultados interessantes não pôde ser mais intensamente explorada devido à base de dados utilizada. A evidência que negociação com informação diferenciada é mais intensa em alguns países da América Latina do que em outros, por exemplo, nos leva a crer que variáveis institucionais exercem grande influência sobre o PIN. Deixamos para trabalhos futuros, então, a tarefa de tentar identificar quais seriam os aspectos institucionais relevantes, fornecendo um instrumento concreto para os legisladores reduzirem o grau de assimetria informacional.

Também somos levados a acreditar que o fenômeno da negociação com informação diferenciada é mais intenso em ações com direito a voto. Assim, uma base de dados que contemplasse um maior número de ações com e sem direito voto poderia ser usada para confirmar esse resultado e explorar suas conseqüências.

VI. Referências Bibliográficas

[1] Amihud, Y. e Mendelson, H. “Asset Pricing and the Bid-Ask Spread.” *Journal of Financial Economics*, 17, 1986: 223-249.

[2] Amihud, Y., Mendelson, H. e Lauterbach, B. “Market Microstructure and Securities Values: Evidence from the Tel Aviv Stock Exchange.” *Journal of Financial Economics* 45, 1997: 365-390.

[3] Asquith, P. e Mullins, D. W. “Equity Issues and Offering Dilution.” *Journal of Financial Economics* 15, 1986: 61-90.

- [4] Barclay, M. J. e Litzenberger, R. H. “Announcement Effects of New Equity Issues and the Use of Intraday Price Data.” *Journal of Financial Economics* 21, 1988: 71–99.
- [5] Barry, C. B. e Brown, S. J. “Differential Information and the Small Firm Effect.” *Journal of Financial Economics* 13, 1984: 283–294.
- [6] Barry, C. B. e Brown, S. J. “Differential Information and Security Market Equilibrium.” *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 20, 1985: 407–422.
- [7] Barry, C. B. e Jennings, R. H. “Information and Diversity of Analyst Opinion.” *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 27, 1992: 169–183.
- [8] Basak, S. e Cuoco, D. “An Equilibrium Model with Restricted Stock Market Participation.” *The Review of Financial Studies* 11, 1998: 309–341.
- [9] Black, F. “Capital Market Equilibrium with Restricted Borrowing.” *Journal of Business* 45, 1972: 444–455.
- [10] Brennan, M.J., Chordia, T. e Subrahmanyam, A. “Alternative Factor Specifications, Security Characteristics, and the Cross-Section of Expected Stock Returns.” *Journal of Financial Economics* 49, 1998: 345–373.
- [11] Brennan, M.J. e Subrahmanyam, A. “Market Microstructure and Asset Pricing: On the Compensation for Illiquidity in Stock Returns.” *Journal of Financial Economics* 41, 1996: 441–464.

- [12] Brooks, R. D., Faff, R. W., Fry, T. R. L. e Gunn, L. “Censoring and its Impact on Beta Risk Estimation.” Royal Melbourne Institute of Technology e Monash University, 2000.
- [13] Chalmers, J. M. e Kadlec, G. B. “An Empirical Examination of the Amortized Spread.” *Journal of Financial Economics* 48, 1998: 159–188.
- [14] Chordia, T., Roll, R. e Subrahmanyam, A. “Market Liquidity and Trading Activity.” *Journal of Finance* 56, 2001: 501–530.
- [15] Coles. J. L., Loewenstein, U. e Suay, J. “On Equilibrium Pricing Under Parameter Uncertainty.” *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 30, 1995: 347–364.
- [16] Conover, W. J. “Practical Nonparametric Statistics.” John Wiley & Sons, 1971.
- [17] Dall’Agnoll, I. “Retornos Anormais e Estratégias Reversas.” Tese de Mestrado, Escola de Pós-Graduação em Economia, Fundação Getulio Vargas, 2001.
- [18] Datar, V., Naik, N. e Radcliffe, R. “Liquidity and Stock Returns: An Alternative Test.” *Journal of Financial Markets* 1, 1998: 203–219.
- [19] Dierkens, N. “Information Asymmetry and Equity Issues.” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 26, 1991: 181–199.

- [20] Dimson, E. "Risk Measurement When Shares are Subject to Infrequent Trading." *Journal of Financial Economics* 7, 1979: 197–226.
- [21] Easley, D. e O'Hara, M. "Time and the Process of Security Price Adjustment." *Journal of Finance* 47, 1992: 577–605.
- [22] Easley, D., Kiefer, N. M., O'Hara, M. e Paperman, J. "Liquidity, Information, and Infrequently Traded Stocks." *Journal of Finance* 51, 1996: 1405–1436.
- [23] Easley, D., Kiefer, N. M. e O'Hara, M. "One Day in the Life of a Very Common Stock." *The Review of Financial Studies* 10, 1997: 805–835.
- [24] Easley, D., O'Hara, M. e Paperman, J. "Financial Analysts and Information-Based Trade." *Journal of Financial Markets* 1, 1998: 175–201.
- [25] Easley, D., Hvidkjaer, S. e O'Hara, M. "Is Information Risk a Determinant of Asset Returns?" *Journal of Finance* 57, 2002: 2185–2221.
- [26] Eleswarapu, V. R. e Reinganum, M. R. "The Seasonal Behavior of Liquidity Premium in Asset Pricing." *Journal of Financial Economics* 34, 1993: 373–386.
- [27] Fama, E. F. e MacBeth, J. "Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests." *Journal of Political Economy* 81, 1973: 607–636.
- [28] Fama, E. F. e French, K. R. "The Cross-Section of Expected Stock Returns." *The Journal of Finance* 47, 1992: 427–465.

[29] Fowler, D. J. e Rorke, C. H. “Risk Measurement When Shares are Subject to Infrequent Trading – Comment.” *Journal of Financial Economics* 12, 1983: 279–283.

[30] Garcia, F. G. “Verificação da Existência de Assimetria de Informações no Processo de Emissão de Ações no Mercado Brasileiro: Uma Forma de Medir a Importância da Estrutura de Ativos da Empresa.” Tese de Doutorado, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getulio Vargas, 2002.

[31] Gould, J. P. e Verrecchia, R. E. “The Information Content of Specialist Pricing.” *Journal of Political Economy* 93, 1985: 66–83.

[32] Grammig, J. e Theissen, E. “Estimating the Probability of Informed Trading – Does Trade Misclassification Matter?” University of St. Gallen e University of Bonn, 2002.

[33] Grinblatt, M. S. e Ross, S. A. “Market Power in a Securities Market with Endogenous Information.” *The Quarterly Journal of Economics* 100, 1985: 1143–1167.

[34] Grossman, S. J. e Stiglitz, J. E. “On the Impossibility of Informationally Efficient Markets.” *The American Economic Review* 70, 1980: 393–408.

[35] Hess, A.C. e Frost, P. A. “Tests for Price Effects of New Issues of Seasoned Securities.” *Journal of Finance* 37, 1982: 11–25.

[36] Hollander, M. e Wolf, D. “Nonparametric Statistical Methods.” John Wiley & Sons, 1973.

[37] Jones, C. M. e Slezak, S. L. “The Theoretical Implications of Asymmetric Information on the Dynamic and Cross-Sectional Characteristics of Asset Returns.” University of North Carolina, Chapel Hill, 1999.

[38] Kyle, A. S. “Continuous Auctions and Insider Trading.” *Econometrica* 53, 1985: 1315-1335.

[39] Lamoureux, C. G. e Lastrapes, W. D. “Heteroskedasticity in Stock Return Data: Volume versus GARCH Effects.” *Journal of Finance* 45, 1990: 221-229.

[40] Leal, R. C. e Amaral, A. S. “Um Momento para o Insider Trading: o Período Anterior ao Anúncio de uma Emissão Pública de Ações.” *Revista Brasileira do Mercado de Capitais*, 15, 1990: 21-26.

[41] Lee, C. M. C. e Ready, M. J. “Inferring Trade Direction from Intraday Data.” *Journal of Finance* 46, 1991: 733-746.

[42] Lintner, J. “The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets.” *Review of Economics and Statistics* 47, 1965: 13-37.

[43] Litzenberger, R. e Ramaswamy, K. “The Effect of Personal Taxes and Dividends on Capital Asset Prices.” *Journal of Financial Economics* 7, 1979: 163-195.

[44] Markowitz, H. "Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments." Wiley, New York, 1959.

[45] Marshall, J. "Private Incentives and the Public Information." *American Economic Review* 64, 1974: 373–390.

[46] Merton, R. C. "A Simple Model of Capital Market Equilibrium with Incomplete Information." *Journal of Finance* 42, 1987: 483–510.

[47] Milgrom, P. e Stokey, N. "Information, Trade and Common Knowledge." *Journal of Economic Theory*, 26, 1982: 17–27.

[48] Myers, S. C. e Majluf, S. N. "Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information that Investors Do Not Have." *Journal of Financial Economics* 13, 1984: 187–221.

[49] Roll, R. "A Critique of the Asset Pricing Theory's Tests Part I: On Past and Potential Testability of the Theory." *Journal of Financial Economics* 4, 1977: 129–176.

[50] Shapiro, A. "The Investor Recognition Hypothesis in a Dynamic General Equilibrium: Theory and Evidence." *Review of Financial Studies* 15, 2002: 97–141.

[51] Sharpe, W. F. "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk." *Journal of Finance* 19, 1964: 425–442.

[52] Wang, J. "A Model of Intertemporal Asset Prices Under Asymmetric Information." *Review of Economic Studies* 60, 1993: 249–282.

Apêndice 1

Tabela A.1

Empresas da Amostra

A tabela contém as empresas incluídas na amostra de estudo. Código é o código de negociação do ADR na Bolsa de Valores de Nova Iorque, Empresa é o nome da empresa, País é o país onde a empresa realiza a maior parte dos seus negócios. Duração é a duração média, em segundos, do intervalo de tempo decorrido entre dois negócios com a ação e PIN é a probabilidade de negociação com informação diferenciada estimada com os dados de todo o período (janeiro a junho de 2001).

Código	Empresa	País	Duração	PIN
ABV	Ambev (Preferencial)	Brasil	222	0,1300
ABVC	Ambev (Ordinária)	Brasil	3.776	0,6918
AKOA	Andina A	Chile	2.083	0,3835
AKOB	Andina B	Chile	3.526	0,4032
AMX	America Movil L	México	89	nd
ARA	Aracruz PNB	Brasil	280	0,2318
ASR	ASUR Aerop Sureste B	México	1.065	0,2807
BAP	Credicorp C1	Peru	1.217	0,2905
BB	Bhif	Chile	5.631	0,2017
BFR	Frances Bco ORD	Argentina	374	0,2037
BRP	Brasil Telecom Part (Preferencial)	Brasil	182	0,1773
BVN	Buenaventura C1	Peru	716	0,2770
CBD	Pao de Acucar (Preferencial)	Brasil	346	0,1853
CEL	Iusacell Gpo A	México	395	0,2073
CGW	Cristales	Chile	3.424	0,4537
CIB	Bancolombia Ord	Colômbia	3.194	0,3531
CRM	Corimon A	Venezuela	3.174	0,3970
CTC	Ctc B	Chile	331	0,1591
CX	Cemex S.A. CPO	México	208	0,2166
DES	Desc Soc Fom Ind A	México	2.081	0,2413
DYS	D&S	Chile	1.237	0,2905
EKT	Elektra Gpo	México	1.122	0,2218
ELP	Copel (Preferencial B)	Brasil	359	0,1819
EMT	Embratel Part (Preferencial)	Brasil	129	0,1621
ENI	Energis	Chile	561	0,2423
EOC	Endesa	Chile	614	0,3017
ERJ	Embraer (Preferencial)	Brasil	192	0,1346
FMX	Fomento Econ Mex UB	México	210	0,1640
GEM	Pepsigx (Gemex) B	México	1.600	0,3665
GGB	Gerdau Met (Preferencial)	Brasil	1.396	0,1694
IBA	Bachoco Industrias UBL	México	6.240	0,1303
ICA	ICA Soc Controlad	México	1.293	0,2667
ICM	Inter de Ceramica UB	México	5.433	0,5124
IMY	Imsa Gpo UBC	México	2.646	0,2480
IRS	IRSA ORD	Argentina	2.081	0,2346
ISA	Sta Isabel	Chile	4.777	0,1398

Código	Empresa	País	Duração	PIN
KOF	KOF Coca-Cola FEMSA L	México	324	0,2658
LFL	Lan Chile	Chile	4.199	0,2756
LQ	Quinenco	Chile	1.904	0,5064
LQU	Quilmes Industrial ADR	Argentina	2.640	0,3463
MAD	Madeco	Chile	2.921	0,3673
MCM	Comercial Mexicana UB	México	2.320	0,3402
MGS	Metrogas ORD	Argentina	5.798	0,3744
MSK	Maseca GI B	México	3.324	0,2825
MYS	Masisa	Chile	2.997	0,3586
NTL	Nortel Inversora PREF	Argentina	2.010	0,2369
PBR	Petrobras (Ordinária)	Brasil	154	0,1540
PC	Perez Companc S.A. ORD	Argentina	443	0,1791
PDA	Perdigao (Preferencial)	Brasil	7.901	0,5017
PNE	Braskem (Preferencial A)	Brasil	2.776	0,3446
PVD	Provida	Chile	4.450	0,2558
RC	Radio Centro CPO	México	2.894	0,3116
RIOPR	Vale Rio Doce (Preferencial A)	Brasil	670	0,2685
SAB	Saba Casa Grupo	México	3.441	0,2693
SAN	Bsantander	Chile	2.228	0,3586
SID	Sid Nacional ON	Brasil	1.243	0,2049
SQM	Sqm B	Chile	2.129	0,2791
SQMA	Sqm A	Chile	5.011	0,3363
TAR	Telefonica de Arg. ORD	Argentina	911	0,2098
TBE	Tele Leste Celular (Preferencial)	Brasil	833	0,2552
TCN	Tele Norte Celular (Preferencial)	Brasil	1.401	0,3453
TCP	Telesp Cel Part (Preferencial)	Brasil	144	0,1662
TDP	Telefonica del Peru BC1	Peru	2.283	0,2270
TEO	Telecom ORD	Argentina	167	0,1748
TGS	Transp Gas Sur ORD	Argentina	2.006	0,3581
TL	Telex	Chile	5.104	0,3030
TMB	Telemig Celul Part (Preferencial)	Brasil	317	0,1961
TMM	TMM GRUPO A	México	845	0,2340
TMX	Telefonos de Mexico A	México	58	nd
TND	Tele Nordeste Celul (Preferencial)	Brasil	423	0,2360
TNE	Telemar (Preferencial)	Brasil	92	0,0826
TRO	Tele Centroeste Cel (Preferencial)	Brasil	279	0,2413
TSD	Tele Sudeste Celular (Preferencial)	Brasil	2.064	0,2695
TSP	Telesp Operac (Preferencial)	Brasil	980	0,2719
TSU	Tele Celular Sul (Preferencial)	Brasil	321	0,2089
TV	Televisa Gpo A	México	98	nd
TZA	Television Azteca CPO	México	318	0,1928
UBB	Unibanco (Preferencial)	Brasil	259	0,1352
UGP	Ultrapar (Preferencial)	Brasil	2.483	0,2977
UNR	Sm Unimarc	Chile	6.591	0,2484
VAI	Savia A	México	1.904	0,3489
VCO	Conchatoro	Chile	2.906	0,4437
VCP	Votorantim C P (Preferencial)	Brasil	1.015	0,2048
VNT	CANTV D	Venezuela	275	0,1626
VTO	Vitro A	México	1.860	0,2466
YPF	YPF ORD	Argentina	2.634	0,3608

Tabela A.2

**Coefficientes Médios das Regressões Mensais dos Retornos dos Ativos
(Março a Julho de 2001)**

A tabela contém a média da série mensal dos coeficientes das regressões em corte utilizando a metodologia Fama-MacBeth (1973) e Litzenger-Ramaswamy (L-R WLS). A variável dependente é o excesso de retorno no mês t . BETA é o pós-beta da ação (beta do portfolio a que ação pertencia em $t-1$). PPIN é a média dos PINs estimados durante os meses $t-1$ e $t-2$ das ações do portfólio a que a ação pertence. TAMANHO é o logaritmo natural do valor de mercado das empresas em $t-1$. BM é a relação entre o valor contábil e o valor de mercado com base no Balanço Patrimonial de $t-3$ e valor de mercado em $t-1$. ÁGIO é média diária do spread efetivo nos meses $t-1$ e $t-2$. VOLATILIDADE é a volatilidade diária das ações calculada nos meses $t-1$ e $t-2$. VOLUME é o logaritmo natural da média do volume diário das ações nos meses $t-1$ e $t-2$. Todas regressões foram estimadas com a correção para heterocedasticidade e autocorrelação serial de Newey-West. Os t-valores estão entre parênteses.

	BETA	PPIN	TAMANHO	BM	ÁGIO	VOLATILIDADE	VOLUME
Fama-French		0,04 (-0,28)					
L-R WLS		0,08 (-2)					
Fama-French	-0,02 (-0,04)	0,02 (-0,15)					
L-R WLS	-0,01 (-0,01)	0,01 (-0,05)					
Fama-French		0,05 (-0,16)	0,00 (-0,01)	0,00 (-0,02)			
L-R WLS		0,10 (-0,04)	0,00 (0)	-0,00 (0)			
Fama-French		0,03 (-0,17)				-1,00 (-0,98)	
L-R WLS		0,07 (-0,04)				-1,25 (-0,47)	
Fama-French	-0,02 (-0,05)	0,05 (-0,10)	-0,00 (-0,01)	0,00 (-0,02)	0,17 (-0,48)	-1,20 (-0,91)	0,01 (-0,01)
L-R WLS	-0,01 (-0,01)	0,02 (-0,05)	0,00 (0)	0,00 (0)	-0,10 (-0,18)	-1,48 (-0,49)	0,00 (0)

Apêndice 2

De (12) e (13):

$$\begin{aligned} \Pr\{(B_d, S_d, N_d)_{d=1}^D \mid \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\} = \\ = \prod_{d=1}^D \alpha(1-\delta) \left[\left[\mu + (1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B_d} \left[(1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + \\ + \alpha\delta \left[\left[(1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B_d} \left[\mu + (1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + (1-\alpha) \left[\left[\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B_d+S_d} (1-\varepsilon)^{N_d} \right], \end{aligned}$$

portanto,

$$\begin{aligned} \log \Pr\{(B_d, S_d, N_d)_{d=1}^D \mid \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\} = \\ = \sum_{d=1}^D \log \left\langle \alpha(1-\delta) \left[\left[\mu + (1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B_d} \left[(1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + \right. \\ \left. + \alpha\delta \left[\left[(1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B_d} \left[\mu + (1-\mu)\frac{\varepsilon}{2} \right]^{S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + (1-\alpha) \left[\left[\frac{\varepsilon}{2} \right]^{B_d+S_d} (1-\varepsilon)^{N_d} \right] \right\rangle. \end{aligned}$$

Defina $x \equiv (1-\mu)\frac{\varepsilon}{2}$. Então,

$$\begin{aligned} \log \Pr\{(B_d, S_d, N_d)_{d=1}^D \mid \alpha, \delta, \mu, \varepsilon\} = \\ = \sum_{d=1}^D \log \left\langle \alpha(1-\delta) \left[(\mu+x)^{B_d} x^{S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + \alpha\delta \left[x^{B_d} (\mu+x)^{S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + \right. \\ \left. + (1-\alpha) \left[\left(\frac{x}{1-\mu} \right)^{B_d+S_d} (1-\varepsilon)^{N_d} \right] \right\rangle \\ = \sum_{d=1}^D \log \left\langle \alpha(1-\delta) \left[\left(1 + \frac{\mu}{X} \right)^{B_d} x^{B_d+S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + \alpha\delta \left[\left(1 + \frac{\mu}{X} \right)^{S_d} x^{B_d+S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] + \right. \\ \left. + (1-\alpha) \left[\left(\frac{1}{1-\mu} \right)^{B_d+S_d+N_d} x^{B_d+S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] \right\rangle \\ = \sum_{d=1}^D \log \left\langle \left[x^{B_d+S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right] \left[\alpha(1-\delta) \left(1 + \frac{\mu}{X} \right)^{B_d} + \alpha\delta \left(1 + \frac{\mu}{X} \right)^{S_d} + (1-\alpha) \left(\frac{1}{1-\mu} \right)^{B_d+S_d+N_d} \right] \right\rangle \end{aligned}$$

$$= \sum_{d=1}^D \log \left\langle x^{B_d+S_d} [(1-\mu)(1-\varepsilon)]^{N_d} \right\rangle + \sum_{d=1}^D \log \left\langle \alpha(1-\delta) \left(1 + \frac{\mu}{X}\right)^{B_d} + \alpha\delta \left(1 + \frac{\mu}{X}\right)^{S_d} + (1-\alpha) \left(\frac{1}{1-\mu}\right)^{B_d+S_d+N_d} \right\rangle$$

Defina $\bar{\theta} \equiv \log \left[\frac{\theta}{1-\theta} \right]$, de modo que $\theta = \frac{\exp(\bar{\theta})}{1 + \exp(\bar{\theta})}$. Assim,

$$\begin{aligned} \log \Pr \left((B_d, S_d, N_d)_{d=1}^D \mid \alpha, \delta, \mu, \varepsilon \right) &= \\ &= \sum_{d=1}^D \log \left\langle \left[\left(1 - \frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}\right) \left(1 - \frac{e^{\bar{\varepsilon}}}{1 + e^{\bar{\varepsilon}}}\right) \right]^{N_d} \left[\left(1 - \frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}\right) \frac{1}{2} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}}}{1 + e^{\bar{\varepsilon}}}\right) \right]^{B_d+S_d} \right\rangle + \\ &+ \sum_{d=1}^D \log \left\langle \frac{e^{\bar{\alpha}}}{1 + e^{\bar{\alpha}}} \left(1 - \frac{e^{\bar{\delta}}}{1 + e^{\bar{\delta}}}\right) \left(1 + \frac{\frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}}{\left(1 - \frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}\right) \frac{1}{2} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}}}{1 + e^{\bar{\varepsilon}}}\right)}\right)^{B_d} + \right. \\ &\quad \left. + \frac{e^{\bar{\alpha}}}{1 + e^{\bar{\alpha}}} \frac{e^{\bar{\delta}}}{1 + e^{\bar{\delta}}} \left(1 + \frac{\frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}}{\left(1 - \frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}\right) \frac{1}{2} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}}}{1 + e^{\bar{\varepsilon}}}\right)}\right)^{S_d} + \left(1 - \frac{e^{\bar{\delta}}}{1 + e^{\bar{\delta}}}\right) \left(\frac{1}{\left(1 - \frac{e^{\bar{\mu}}}{1 + e^{\bar{\mu}}}\right)}\right)^{B_d+S_d+N_d} \right\rangle \\ &= \sum_{d=1}^D \log \left\langle \left(\frac{1}{(1 + e^{\bar{\mu}})(1 + e^{\bar{\varepsilon}})}\right)^{N_d} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}}}{2(1 + e^{\bar{\mu}})(1 + e^{\bar{\varepsilon}})}\right)^{B_d+S_d} \right\rangle + \\ &+ \sum_{d=1}^D \log \left\langle \frac{e^{\bar{\alpha}}}{(1 + e^{\bar{\alpha}})(1 + e^{\bar{\delta}})} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}} + 2e^{\bar{\mu}}(1 + e^{\bar{\varepsilon}})}{e^{\bar{\varepsilon}}}\right)^{B_d} + \frac{e^{\bar{\alpha}+\bar{\delta}}}{(1 + e^{\bar{\alpha}})(1 + e^{\bar{\delta}})} \left(\frac{e^{\bar{\varepsilon}} + 2e^{\bar{\mu}}(1 + e^{\bar{\varepsilon}})}{e^{\bar{\varepsilon}}}\right)^{S_d} + \frac{1}{1 + e^{\bar{\alpha}}} (1 + e^{\bar{\mu}})^{B_d+S_d+N_d} \right\rangle \end{aligned}$$