

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

RENATO PROENÇA PRUDENTE DE TOLEDO

MERCADO BRASILEIRO DE *NON-PERFORMING LOANS* (NPL):

Uma abordagem teórica e prática na precificação de ativos.

SÃO PAULO

2013

RENATO PROENÇA PRUDENTE DE TOLEDO

MERCADO BRASILEIRO DE *NON-PERFORMING LOANS* (NPL):

Uma abordagem teórica e prática na precificação de ativos.

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção de título em Mestre em Economia.

Campo de conhecimento: Finanças

Orientador: Prof. Samy Dana

SÃO PAULO

2013

Toledo, Renato Proença Prudente de.

Mercado Brasileiro de Non-Performing Loans (NPL): Uma abordagem teórica e prática na precificação de ativos / Renato Proença Prudente de Toledo. - 2013.

54 f.

Orientador: Samy Dana.

Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Empréstimos. 2. Créditos. 3. Crédito direto ao consumidor. 4. Investimentos. I. Dana, Samy. II. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 336.77

RENATO PROENÇA PRUDENTE DE TOLEDO

MERCADO BRASILEIRO DE *NON-PERFORMING LOANS* (NPL):

Uma abordagem teórica e prática na precificação de ativos.

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção de título em Mestre em Economia.

Campo de conhecimento: Finanças

Data de aprovação:

___/___/___

Banca examinadora:

Prof. Dr. Samy Dana

FGV-EESP

Prof(a). Dr(a). Verônica Inês Fernandez Orellano

FGV-EESP

Prof. Dr. Claudio Ribeiro de Lucinda

FEA-RP/USP

RESUMO

O estudo objetiva dar os primeiros passos em direção ao desenvolvimento do campo de *distress credit* no Brasil via a estimação da taxa de recuperação (liquidação) e sua respectiva precificação. Para isso, foi selecionado o segmento de crédito para pessoa física, inadimplido, com atraso superior a trezentos e sessenta dias que não possuam garantia; ou seja, crédito direto ao consumidor não performado (NPL).

No estudo será analisada a dinâmica do ativo e as variáveis que impactam no valor do mesmo, visando a proposição de metodologias e arcabouço teórico para sua precificação.

SUMÁRIO

RESUMO

1. INTRODUÇÃO.....	8
2. MERCADO BRASILEIRO DE NPL.....	12
2.1. Histórico e Evolução.....	12
2.2. Característica do Mercado.....	15
2.3. Dinâmica e Participantes do Mercado.....	17
3. REVISÃO DA LITERATURA.....	24
4. METODOLOGIA DE PRECIFICAÇÃO DE NPL.....	26
4.1. Visão Geral.....	26
4.2. Modelo Comparativo.....	26
4.3. Modelo Instrumental.....	29
5. RESULTADOS.....	37
5.1. Base de Dados.....	37
5.2. Resultados e Aderência aos Modelos.....	38
6. CONCLUSÃO E COMENTÁRIOS FINAIS.....	51
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	54

LISTA DE FIGURAS

Figura I: Expansão de Crédito no Brasil.....	8
Figura II: Inadimplência no Sistema de Crédito e Endividamento da Família.....	9
Figura III: Transações de NPL no Mercado Brasileiro em Valor de Face.....	14
Figura IV: Concentração de Crédito em Bancos Privados e Propensão a Venda de NPL....	18
Figura V: Lista de Investidores Ativos no Mercado Brasileiro.....	19
Figura VI: Plataformas de Master Servicer no Mercado Brasileiro.....	21
Figura VII: Lista de Principais Plataformas de Servicing no Mercado.....	22
Figura VIII: Lista de FIDC-NP com foco na aquisição de NPL.....	23
Figura IX: Taxa de Liquidação todos os Portfolios sob Análise.....	39
Figura X: Compilação dos Coeficientes (μ_1 e β_1).....	42
Figura XI: Taxa de Liquidação Modelo vs. Portfolio out-of-sample.....	44
Figura XII: Recuperação Líquida Prevista no Modelo e Realizada Contábil.....	49

LISTA DE TABELAS

Tabela I: Resultado Econométrico do Modelo Comparativo.....	40
Tabela II: Resultado Econométrico do Modelo Comparativo com Dummy.....	40
Tabela III: Resultado Econométrico por Cluster de Saldo de Dívida.....	41
Tabela IV: Resultado Econométrico por Cluster de Produto.....	42
Tabela V: Resultado Econométrico por Cluster de Região.....	43

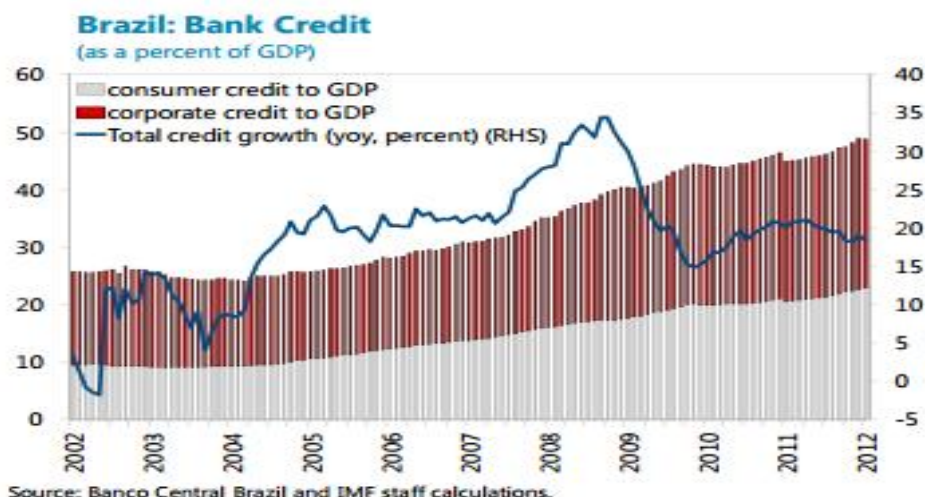
1. INTRODUÇÃO

A economia brasileira nos últimos 20 anos passou por grandes mudanças que culminaram na sexta posição entre as maiores economias mundiais. O combate a inflação através do plano real, a adoção do tripé macroeconômico e o equilíbrio das políticas fiscais e monetárias foram grandes viabilizadores disso.

Mais especificamente, uma das políticas monetárias adotadas recentemente teve papel crucial para a superação da crise financeira global e da manutenção do crescimento brasileiro: expansão do crédito.

A expansão do crédito no mercado brasileiro é nítida, de 2002 para 2012 o volume de crédito cresceu de 25% para aproximadamente 50% do PIB, impulsionado principalmente pelo crédito ao consumo, o qual representava apenas 23% do total de crédito em 2002 e hoje supera os 46%. Segundo relatório divulgado pelo FMI em julho (“Consumer Credit Growth and Risks for Household Financial Stress”), tal mudança fora possibilitada graças ao aumento da oferta e demanda por este segmento. Sendo a oferta de crédito impulsionada pelo aumento de liquidez dos bancos via influxos de capital e desenvolvimento do mercado de capitais local, enquanto a demanda por crédito de pessoas físicas esteja relacionada a mobilidade social e fortalecimento do mercado de trabalho.

Figura I: Expansão de Crédito no Brasil

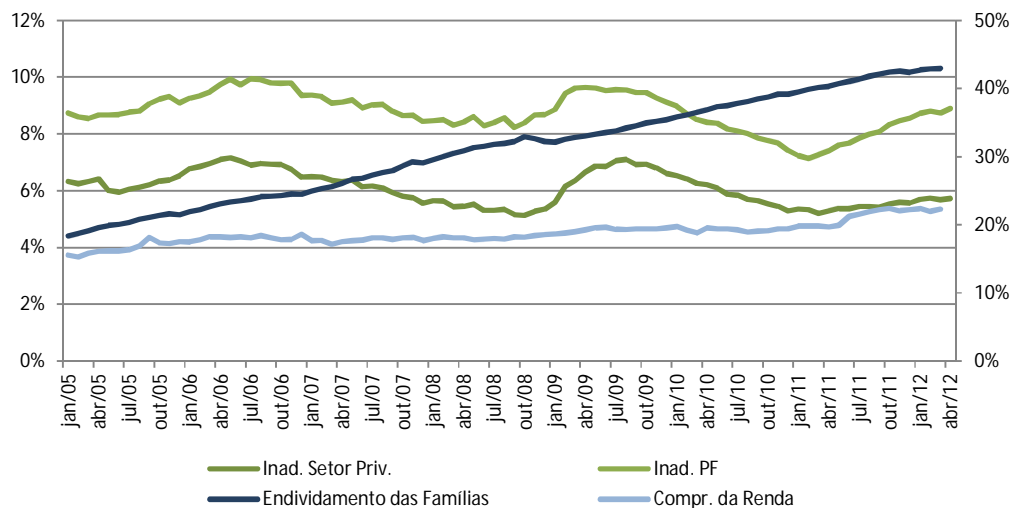


Fonte: IMF Survey June 22, 2012

Por outro lado, é importante atentar-se para os riscos advindos da rápida expansão de crédito. Pela experiência de outras nações, as quais atravessaram por crescimentos semelhantes, pode-se notar que a velocidade da expansão gera uma piora na qualidade da concessão do crédito, alavancagem excessiva dos agentes e bolhas de mercado. O estudo de Dell’Ariccia et al. (2012) mostra exatamente que pelo menos um terço das economias que passaram por alta expansão de crédito sofreram as consequências de crises posteriores.

No mercado local, um dos fatores que ajudam a mitigar tal risco se dá no baixo nível (%) Crédito-PIB que o Brasil ainda se encontra vis-à-vis as economias desenvolvidas. Entretanto, não se pode perder de vista que o custo do serviço da dívida, endividamento das famílias e a qualidade das carteiras de crédito dos bancos já se encontra em patamares de menor conforto quando comparada a outras economias maduras.

Figura II: Inadimplência no Sistema de Crédito e Endividamento da Família



Fonte: Banco Central

Dado o cenário de crédito e inadimplência crescentes, grandes estoques de crédito não performados foram criados no balanço dos agentes do sistema financeiro. No passado, com índices de inadimplência mais baixos e um estoque de crédito menor – o valor econômico de da inadimplência não tinha tamanha importância para os bancos, porém não é a verdade atualmente.

A inadimplência vista antes como consequência natural da concessão e, sem valor econômico real para os agentes financeiros, passou a ser um ativo para os bancos. Porém, a efetividade das operações de recuperação é que são determinantes para atribuir o valor intrínseco do ativo, que pode variar entre os agentes.

Além do cenário descrito acima, a alta liquidez monetária global somada a queda estrutural das taxa de juros local fizeram com que investidores buscassem ativos alternativos para alocar capital buscando retornos acima da média de mercado e descorrelacionados.

Uma das principais vertentes na busca de ativos com maior risco foi através da securitização de crédito, mercado altamente desenvolvido nas economias maduras, porém totalmente subdesenvolvido no Brasil. Na securitização tradicional, investidores adquirem direitos de crédito ou recebíveis futuros de empresas em troca do direito de receber os mesmos. Muito fora desenvolvido nos mercados maduros, principalmente no que estava relacionado a recebíveis imobiliários (RMBS e CMBS), porém outras formas de direitos creditórios também foram securitizados via ABS, CDOs e CLOs.

Importante mostrar que os créditos não performados nos balanços dos bancos, não deixam de ser direitos creditórios; ou seja, podem estar sujeitos a securitização por investidores e antecipação dos recebimentos para os Bancos. Desta forma, investidores junto a plataformas especializadas na recuperação de crédito, as quais podem extrair maior valor deste tipo de ativo, passaram a “entretar” junto com originadores de crédito a possibilidade de venda deste ativo via sua securitização.

É neste cenário que o mercado de NPL (sigla em inglês para “non performing loan”) re-surge no final de 2011 com recorde de transações entre agentes financeiros, negociando um total de aproximadamente R\$ 17 bilhões de carteira de crédito vencida e não paga em transações que totalizaram mais de R\$ 400 milhões.

O trabalho aqui presente propõe o desenvolvimento de metodologias de precificação para este ativo, entendendo quais são as abordagens teóricas, as variáveis relevantes que impactam no valor do ativo objeto e, por consequência a proposição de um *framework* para avaliar

diferentes portfolios de crédito ao consumidor vencidos, não performados e sem garantia envolvido na recuperação.

2. MERCADO BRASILEIRO DE NPL

2.1 Histórico e Evolução

Historicamente o mercado brasileiro de NPL foi caracterizado por vendas esporádicas ou por aquisições oportunas. A primeira transação relevante deste ativo ocorreu no final dos anos 90 através de uma transação entre o banco de investimentos americano Goldman Sachs (cessionário) e o Banco Itaú (cedente).

Ao contrário dos prognósticos na época, os quais apontavam para um desenvolvimento do mercado de venda de carteiras vencidas e não-performadas, a realidade foi bastante diferente. Até meados da nova década, investidores efetivavam transações deste ativo em conexão com uma série de outros negócios entre as Partes, sendo que o NPL per se nunca fora o tema principal de tais tratativas.

Outro fator que contribuiu para a não evolução do mercado foi a informalidade, falta de capacitação e dificuldade para trabalhar com prestadores de serviço local; ou seja, o mercado de recuperação de crédito via assessorias de cobrança ainda dava seus primeiros passos.

Na segunda metade dos anos 2000, as políticas monetárias das economias desenvolvidas criaram um ambiente de alta liquidez global, levando firmas de *private equity* ou mesmo *hedge funds* buscarem oportunidades de mercado em novos segmentos e regiões do mundo. Na mesma época, o Brasil dava seus primeiros passos rumo a expansão da base de crédito no mercado local, através de incentivo aos bancos privados ou maior utilização dos bancos e entidades públicas no financiamento de pessoas físicas ou projetos de instituições.

Nesta conjuntura econômica, surgiram as primeiras plataformas que viabilizariam as transações de NPL no mercado local, as quais ficaram conhecidas como “*master servicers*”. O papel destas empresas é conseguir fazer o elo financeiro entre investidores e vendedores de carteiras, suportando no segundo momento o operacional necessário para realização do valor destas carteiras.

Mais do que a criação dos *master servicers*, a conjuntura econômica propiciou que renomadas empresas de consultoria/auditoria fossem mandatadas por grandes empresas para viabilizar as primeiras transações deste ativo no mercado local.

No final de 2006, a primeira grande transação pós Goldman Sachs e Itaú ocorreu. Assessorado pela KPMG, o banco holandês ABN AMRO colocou no mercado, através de um leilão, uma carteira composta por R\$ 1.6 bilhões de dívidas de pessoa física e R\$ 900 milhões de dívidas de pessoa jurídica ambas vencidas a mais de 360 dias. A transação foi consumada com o comprador sendo uma empresa norte-americana especializada na aquisição deste tipo de ativo.

Na sequência da transação do ABN AMRO, diversas transações ocorreram ao longo de 2007 e 2008, com total de NPL vendido de R\$ 10.2 e R\$ 9.4 bilhões, respectivamente.

A despeito dos grandes volumes transacionados, tanto compradores (investidores e *master servicers*) quanto vendedores se mostraram inexperientes neste tipo de transação. A falta de conhecimento das curvas de recuperação no Brasil levaram a retornos sobre o capital investido muito aquém do esperado. Além disso, a pouca preparação operacional do vendedor e comprador, somado a falta de especificação contratual e estruturas transacionais frágeis prejudicaram bastante o relacionamento entre as partes no pós *deal*.

O mercado que já vinha sofrendo com os fracassos das primeiras negociações, viu na crise financeira de final de 2008 início de 2009 uma total falta de capital para ser alocado neste tipo de ativo. Estimativas mostram que de um total de R\$ 5.5 bilhões de crédito vencido e não pago em 2009, apenas R\$ 2.1 bilhões foram transacionados, deixando claro que o crescimento vertiginoso desde 2006 fora severamente abalado.

Nesta época, diversos investidores que estavam altamente ativos no mercado nos anos de 2006-2008 foram os principais atingidos pela crise, como consequência tomaram como decisão tirar do escopo, pelo menos momentaneamente essa estratégia de investimento. Os principais nomes a deixarem tal estratégia fora do portfolio foram: Morgan Stanley, Merrill Lynch, Lehman Brothers, UBS, Citibank, AIG Capital, Meddley Capital, Spinnaker, dentre outros.

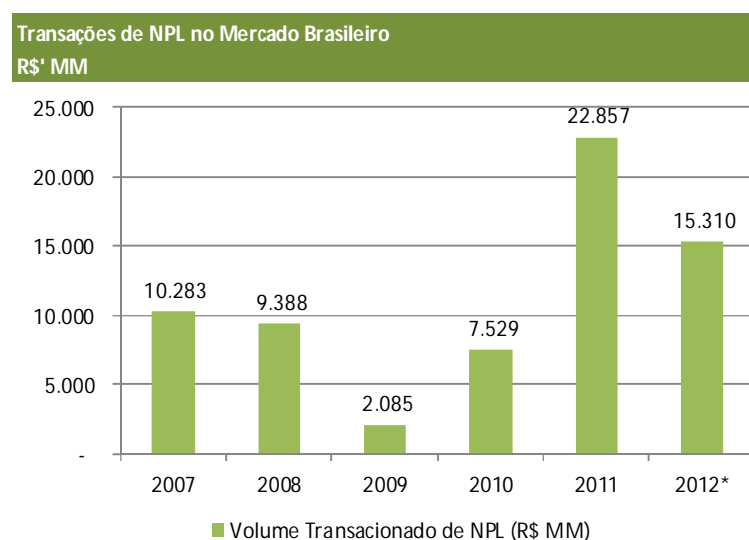
As condições do mercado financeiro começaram a melhorar no segundo semestre de 2009 e, com essa melhora novos investidores voltaram a se interessar novamente por ativos de risco como NPL. Neste segundo ciclo do mercado, os investidores se restringiram a: BTG Pactual, Deutsche Bank e BAML.

Por outro lado, as plataformas de *master servicers* ainda eram as mesmas e, funcionando como uma espécie de “*gatekeepers*” no mercado conseguiram convencer os vendedores a praticar níveis mais razoáveis de preços.

Na virada da década, o mercado de fato reagiu com um primeiro trimestre de 2010 transacionando aproximadamente R\$ 2.5 bilhões, mais do que o dobro do ano anterior. Tal dinâmica percorreu ao longo do ano inteiro totalizando R\$ 7.5 bilhões.

Entretanto, foi em 2011 que o mercado atingiu seu ápice. Volume recorde no total de carteira transacionada, dois grandes participantes do mercado financeiro vendendo seus respectivos portfolios periodicamente (Santander e Banco Votorantim) e bancos não vendedores anunciando a criação de unidades dentro das suas estruturas para estudar o melhor formato para efetivar tais transações.

Figura III: Transações de NPL no Mercado Brasileiro em Valor de Face



Fonte: Estimativas RCB Investimentos

2.2 Característica dos Ativos

O mercado de NPL é reflexo direto do mercado de crédito local; ou seja, todo o produto de crédito comercializado por bancos, financeiras, varejistas, incorporadoras ou qualquer prestador de serviço que condicione o serviço presente a um pagamento futuro é escopo das atividades de NPL no Brasil.

Obviamente grande parte da concentração do mercado de crédito está na mão das instituições financeiras locais em uma gama muito ampla de produtos financeiros ofertados, entre eles: cheque especial, cartão de crédito, crédito consignado, crédito pessoal, adiantamento a depositante, capital de giro, debêntures, acc, crédito direto ao consumidor com e sem alienação fiduciária de bens móveis ou imóveis, dentre uma gama quase infinita de produtos financeiros disponíveis.

Entretanto, quando tais créditos passam de performando; ou seja, pagamentos “em dia” para uma situação de não performado tais produtos passam a ser enxergados em grandes *clusters* dependendo de diversos fatores como: saldo médio da dívida, execução jurídica, garantias atreladas, entre outros.

Atualmente, os participantes do mercado enxergam 5 grandes *clusters* de NPL disponíveis no mercado, conforme figura abaixo:



- **Consumo:** Crédito concedido a pessoa física, normalmente com saldo devedor inferior a R\$ 30.000, sem nenhuma garantia real por parte dos devedores. Produtos como: cartão de crédito, cheque especial, crédito pessoal e crédito direto ao consumidor são os casos mais tradicionais.
- **PMEs:** Crédito concedido a pequenas e médias empresas, normal com saldo variando entre R\$ 50.000 até R\$ 1.000.000, com garantias financeiras por parte dos sócios

avalistas. Produtos como: antecipação de recebíveis, capital de giro e *hot money* são os casos mais tradicionais.

- **Auto:** Crédito concedido em sua maioria a pessoa física, porém não limitado. Saldo de concessão variando de R\$ 5.000 até R\$ 1.000.000 dependendo do veículo dado como garantia desde motos até pesados (caminhão ou ônibus). Produtos tradicionais são crédito direto ao consumo com alienação fiduciária ou leasing.
- **Imobiliário:** Crédito concedido tanto para pessoa física quanto jurídica, RMBS (*residential mortgage backed security*) e CMBS (*commercial mortgage backed security*). Saldo de concessão com amplas variações dependendo da garantia do crédito. Produtos tradicionais são crédito direto ao consumidor com alienação fiduciária.
- **Corporativo:** Crédito concedido para pessoa jurídica com saldo de concessão acima de R\$ 5.000.000 dependendo do porte da empresa. Garantias são dadas dependendo da senioridade do crédito, desde quirografário (sem garantia alguma) até crédito com alienação em bens ou hipotecas.

Neste estudo toda a ênfase estará direcionada ao primeiro *cluster*, Consumo. A razão pela escolha deste grupo está ligada a dinâmica do mercado local, o qual se desenvolveu de forma mais relevante neste segmento, levando às primeiras transações de portfólio a acontecerem dentro de tal *cluster*. Desta forma o acesso a dados fica bastante restrito com relação aos outros segmentos dificultando as análises e propostas de metodologia de precificação.

Cabe ressaltar, todavia, que a nova dinâmica de juros no mercado brasileiro, atrelado a evolução da concessão de crédito com garantia para pessoa física, principalmente crédito imobiliário, e as novas regulamentações financeiras (Basileia III) devem modificar bastante os volumes e os ativos do mercado de NPL.

2.3 Dinâmica e Participantes do Mercado

O mercado de NPL vem se desenvolvendo ainda de forma desestruturada, sem padrão entre os participantes e muito menos regulamentação ou órgão específico. Apesar de avanços no lado do Banco Central na transação de carteira de crédito entre agentes econômicos para créditos performando via implantação do Sistema Central de Cessão de Crédito, conhecido como C3, pouco avanço foi visto em créditos não-performados.

De um lado, a evolução nos últimos 5-6 anos deste, torna cada vez mais claro quais os agentes necessários para a existência do mercado, assim como as estruturas ótimas para aquisição das carteiras e as obrigações contratuais de cada uma das partes. Por outro lado, a baixa previsibilidade das transações, a total falta de padrão entre os vendedores no que diz respeito a condução de um processo de venda e alta assimetria de informações entre comprador-vendedor são alguns dos obstáculos para um crescimento mais abrupto do mercado.

Os participantes do mercado podem ser divididos em 4 grandes grupos: originadores / vendedores de carteiras, investidores / compradores de carteiras, master servicers e assessorias de cobrança. Cada um desempenhando seu papel específico na cadeia.

- **Vendedores de Carteiras:**

As primeiras transações ocorridas entre 2006-2008 geraram um alto grau de interesse de diversos originadores de crédito. Importante ressaltar que os originadores que efetivaram uma venda no passado, dificilmente deixam de continuar a securitização de tais ativos no futuro, vide casos relevantes como: Santander e Citibank.

No mercado brasileiro, pode-se segmentar os conglomerados financeiros em três grandes grupos: bancos estrangeiros privados com forte presença local, bancos nacionais privados com forte presença local e os bancos públicos. Nesta divisão fica evidente que os bancos estrangeiros tem uma maior pre-disposição para efetivar tais transações; uma vez que o mercado de NPL dos países desenvolvidos já é uma realidade.

A tabela abaixo tenta mostrar as principais instituições privadas no mercado nacional, sua participação no sistema financeiro mensurado pela carteira de crédito e a propensão da instituição a negociar os portfólios de NPL:

Figura IV: Concentração de Crédito em Bancos Privados e Propensão a Venda de NPL

Principais Bancos Privados R\$ Bn (Em 1T2012)	Carteira de Crédito	% do Sistema	Vendedor Recorrente	Perfil de Carteira Negociada e/ou com Propensão à Negociação				
				Consumo	PMEs	Auto	Imobiliário	Corporate
Itaú-Unibanco	R\$ 295	14%						✓
Bradesco	240	12%						
Santander	176	9%	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Votorantim	55	3%	✓	✓		✓		
HSBC	48	2%		✓	✓	✓		
Safra	41	2%						
Bco VW	20	1%		✓				
Citibank	13	1%	✓	✓	✓			
BMG	12	1%						
BIC Banco	10	0%			✓			
Bco Mercedes	9	0%						
Fibra	8	0%		✓	✓			
ABC	7	0%						
BMB	7	0%	✓	✓	✓			
Alfa	7	0%						
Outros	1.117	54%						
Total	R\$ 2.063	100%						

Fonte: Banco Central e RCB Investimentos

A conjuntura atual mostra que as instituições tem focado cada vez mais a recuperação de crédito nas faixas mais jovens de atraso entre 0 – 180 dias de atraso, na qual a mesma ainda consegue graus de recuperação bastante elevados, retenção dos clientes e gestão bastante próxima dos níveis de PDD (vide Resolução 2682 do Banco Central). Todavia, as carteiras com maior atraso acabam perdendo foco de atenção dentro das instituições e a possibilidade de venda desses ativos para agentes especializados se torna uma estratégia “ganha-ganha” para as Partes e, principalmente, para o sistema.

O crescimento deste mercado do lado dos vendedores de carteira é uma realidade, com instituições montando equipes internas para estudar o assunto, verificando os melhores formatos para executar as transações e mitigando riscos inerentes das mesmas.

- **Compradores de Carteiras:**

Os compradores de portfolio de NPL ativos no mercado podem ser divididos em três grandes grupos:

- (i) Mesa de renda fixa proprietária de bancos de investimento (local e global);
- (ii) *Hedge funds* especializado em ativos alternativos de crédito;
- (iii) *Master servicers* com capital proprietário.

Diversos investidores que estiveram no ciclo inicial de NPL, após a crise financeira desmontaram suas posições no mercado local e até hoje estão afastados do mercado. Na tabela abaixo fica evidente, e não surpreende, que maior parcela dos investidores ativos são aqueles que não participaram de forma direta no mercado no primeiro ciclo (2006 – 2008), sendo que cada vez mais as plataformas de *master servicers* participam como investidores e menos mesas proprietárias ou *hedge funds*.

Figura V: Lista de Investidores Ativos no Mercado Brasileiro

Capital Investors	Category	Ciclo de Investimento	
		2006 - 2008	Atual
AIG Capital	(ii)	✓	✗
Asta Funding	(iii)	✓	✗
BAML	(i)	✗	✓
BTG	(i)	✗	✓
CarVal	(ii)	✓	✗
Credigy	(iii)	✓	✓
Deutsche Bank	(i)	✗	✓
Ipanema	(iii)	✗	✓
Lehman Brothers	(i)	✓	✗
Meddley Capital	(ii)	✓	✗
Merril Lynch	(i)	✓	✗
Morgan Stanley	(i)	✓	✗
Polo	(ii)	✓	✗
RCB	(iii)	✗	✓
Spinnaker	(ii)	✓	✗
UBS	(i)	✓	✗
Vision	(ii)	✓	✗

Fonte: RCB Investimentos

Tal dinâmica é explicada pela complexidade operacional na aquisição de tais ativos e a não necessidade de capital em grandes volumes dado que parte relevante do sistema financeiro ainda não está vendendo atualmente suas carteiras. Por outro lado, não vemos as assessorias de cobrança flertando com a possibilidade de compra de carteira, dado a falta de conhecimento de curvas de recuperação e a dificuldade de acesso a capital para efetivar tais aquisições.

- ***Master Servicers:***

A função básica do *master servicer* é viabilizar todas as partes na transação. Precificar os portfólios junto com os investidores, negociar a compra e o relacionamento com os vendedores e, por fim definir as estratégias de cobrança junto às assessorias.

O mercado de *master servicers*, assim como o mercado financeiro, é bastante concentrado. O motivo desta concentração tem duas principais razões: reflexo da concentração do mercado financeiro não necessitando de prestadores de serviço com *expertise* em nichos de mercado e detenção de curvas e métricas de recuperação de carteiras adquiridas no passado.

Por funcionar como uma espécie de “viabilizador” das transações, os investidores sempre procuram as plataformas com histórico de relacionamento com os vendedores e conhecimento das curvas de recuperação de carteiras.

Neste ambiente, quatro empresas se destacaram ao longo dos últimos anos: AMC, Credigy, RCB e Recovery sendo que duas novas entrantes, Ipanema e Hipoges, tem dado seus primeiros passos com a contratação de profissionais com longa experiência em NPL.

De forma bastante resumida se pode entender um pouco da atuação das plataformas, as parcerias estratégicas e os investidores atrelados via o quadro abaixo:

Figura VI: Plataformas de *Master Servicer* no Mercado Brasileiro

Principais Players	Perfil de Carteira sob Gestão					
	Investidores Diversificado	Consumo	PMEs	Auto	Imobiliário	Corporate
	✓	✓	✓	✓	✓	✓
 		✓	✓	✓	✓	✓
  		✓	✓	✓		
		✓		✓		

Fonte: RCB Investimentos

- **Assessorias de Cobrança:**

A função das assessorias de cobrança é basicamente fazer o contato com os devedores que compõem a carteira de NPL transacionada. Dado o volume das carteiras, a intensidade operacional é bastante elevada. No caso de carteiras compradas, o contato direto com as empresas de cobrança é feita pelo master servicer, o qual pode seguir modelos de verticalizar em sua própria assessoria de cobrança ou terceirizar entre diversas prestadoras de serviço.

Importante ressaltar que o mercado local de assessorias de cobrança sempre foi extremamente fragmentado com uma distinção bastante forte entre as empresas profissionalizadas e as firmas informais. O alto nível de informalidade tanto na contratação de profissionais quanto na regulação perante ao FISCO foram características marcantes dessa indústria.

Entretanto, com a evolução do mercado de crédito e as novas normas de adequação operacional, exigidos pela Basiléia II e III aos conglomerados financeiros, o panorama do mercado vem se alterando de forma abrupta. Com o processo de centralização das carteiras em empresas um menor número de assessorias, aquelas que se apresentavam amis

profissionalizadas tiveram um crescimento bastante abrupto nos últimos 5 anos, atingindo o nível de crescimento de 25 - 30% ao ano.

Dentre as empresas que se destacaram no mercado de recuperação de crédito, temos:

Figura VII: Lista de Principais Plataformas de *Servicing* no Mercado Brasileiro

Assessoria de Cobrança	Investidores	Métricas Financeiras / Operacionais		
		(R\$ MM)	PA's Operacionais	PA's Total
Paschoalotto		260	4000	5500
Hoepers	√	180	2700	3500
Localcred		150	2350	3000
Brascobra		90	1500	2200
Grupo Aval		70	1000	1400
Siscom		70	1100	1650
Zanc		60	850	1250
Intervalor		50	700	1100
Multicobra		50	700	1100
Renac		40	600	850
Ação		30	500	650
MBM Assessoria		30	500	650

Fonte: GEOC e RCB Investimentos

Importante apontar o fato dos grandes *call-centers* não terem conseguido ocupar o espaço das assessorias de cobrança. No business de cobrança, ao contrário de telemarketing ou atendimento, as comissões são baseadas na taxa de sucesso; ou seja, elas são remuneradas por um percentual do que cobraram. Desta forma, o alto custo fixo das operações (pessoas – 60% e telefonia – 15%) fazem com que qualquer benefício em custo ou receita seja potencializado. No caso dos grandes call-centers um dos grandes ofensores é a alta taxa de turn-over, o qual encarece de forma demasiada o preço das posições de atendimento (PAs) perdendo competitividade e por consequência qualidade na abordagem.

Após detalhar os participantes do mercado, suas funções e a dinâmica da indústria de cada um, é importante mencionar os outros pontos levantados no início desta seção. O primeiro deles referente as estruturas de aquisição de NPL por investidores.

Os investidores sempre fizeram a aquisição destes ativos através da securitização dos mesmos, sendo que as duas formas mais usuais são:

- (i) SPE (Sociedade de Propósito Específico); e
- (ii) FIDC-NP (Fundo de Investimento em Direito Creditório Não Padronizado)

Nas duas modalidades os investidores capitalizam tais estruturas, se tornando acionista ou quotista da mesma, a qual fará a aquisição junto aos vendedores de carteira. Por motivos fiscais e regulatórios, que não será objeto de análise desta tese, os FIDC-NP se tornaram a forma mais comum de aquisição dos ativos, sendo que diversos fundos foram registrados na CVM com o objetivo específico de fazer tais aquisições.

Figura VIII: Lista de FIDC-NP com foco na aquisição de *NPL*

Fundo de Investimento em Direito Creditório		Patrimônio Líquido (R\$ MM)
	Investidor	
NPL I FIDC-NP	BTG Pactual	300,0
Itapeva II FIDC-NP	Deutsche Bank	100,0
Atlantico FIDC-NP	Credigy	150,0
Tibagi	BAML	40,0
Meridiano FIDC-NP	Polo	40,0
Ipanema II FIDC-NP	Ipanema	25,0

Fonte: CVM

Mesmo com todos os fundos registrados na CVM e divulgando cota mensal, é extremamente difícil mensurar a performance de cada um dos portfolios adquiridos. Cada um segue uma metodologia própria de marcação do valor do ativo, com chamadas de capital e amortizações de capital não padronizadas.

O objetivo principal deste capítulo era tornar mais claro ao leitor o ambiente do mercado de NPL no Brasil, para que seja possível dar início as bases de precificação deste ativo – objetivo principal desta dissertação. No próximo capítulo far-se-á uma revisão bibliográfica com relação aos estudos feitos mundialmente relacionados com taxa de recuperação, para que no próximo seja apresentado duas metodologias para estimar o valor intrínseco das carteiras.

3. REVISÃO DA LITERATURA

A literatura sobre risco de crédito tanto no Brasil como no mundo sempre voltou-se para o entendimento do processo de *default*; ou seja, a mensuração da probabilidade de um agente com recursos financiados por terceiros deixe de honrar suas obrigações. Entretanto, não foi dada a mesma relevância para o entendimento do processo de recuperação de um crédito não performado.

No Brasil, particularmente, inexistente literatura tratando a respeito de recuperação de crédito. Como principais razões para este fenômeno estão: falta de mercado secundário de crédito, dados disponíveis para mensurar a inadimplência ou respectiva recuperação e concentração do mercado financeiro local.

Com relação a literatura internacional, principalmente americana e europeia, existem uma gama de trabalhos empíricos tratando do assunto via diferentes perspectivas. O primeiro grupo de trabalhos acadêmicos nesta linha de estudo teve como origem os trabalhos de ALTMAN (1998), ALTMAN, RESTI E SIRONI (2003) e COVITZ e HAN (2004), os quais utilizaram compilações de taxas de recuperação de Companhias com dívidas lançadas no mercado secundário compiladas por empresas especializadas (Moody's e Debt Wire) para entender o comportamento da recuperação de crédito no período de recuperação judicial.

O segundo grupo de estudos na linha de recuperação de crédito, utiliza as taxas de *credit default swap* (CDS) de companhias pré-*default* para inferir a taxa de recuperação estimada pelos agentes econômicos. A crítica desta segunda linha de pesquisa ao primeiro grupo, dá-se principalmente pelos dados utilizados em suas pesquisas, no qual se existir algum viés nos números compilados por agências especializadas com relação a taxa de recuperação – os resultados obtidos não tem validade. Dentro desta linha de pesquisa, pode-se incluir os trabalhos de BAKSHI, MADAN e ZANG (2001) e JANOSI, JARROW e YILDIRIM (2002).

Por outro lado, críticos ao segundo grupo afirmam que não é possível determinar de forma independente que as estimativas implícitas no CDS da taxa de recuperação são razoáveis e se aproximam da realidade; ou seja, o problema da taxa de recuperação ainda persiste.

A abordagem mais recente de taxa de recuperação propõe que seja utilizado os preços das dívidas no mercado no momento o qual a Companhia deixa de honrar sua primeira obrigação contra o momento que a mesma volta a honrar pelo menos uma das obrigações. O trabalho de GUO, JARROW e LIN (2009) foi o primeiro a expor tal proposição.

Os trabalhos internacionais que visam buscar o entendimento das taxas de recuperação se basearam em dívidas corporativas (Corporate) transacionadas no mercado secundário. Neste cenário a utilização das mesmas metodologias não seria possível para o mercado local; uma vez que, o volume de emissões de dívidas no mercado local ainda é bastante restrito e a liquidez bastante baixa – não proporcionando dados para aplicação de nenhuma das metodologias propostas anteriormente.

Outra abordagem bastante difundida nos estudos acadêmicos sobre taxa de recuperação, ao invés de trabalhar com estimativas de recuperação focam na duração e nos custos envolvidos de uma recuperação judicial. Dentre tais estudos têm-se MAKSIMOVIC e PHILLIPS (1998), BRIS, WELCH e ZHU (2006) e DENIS e RODGERS (2007).

Entretanto nenhum dos estudos relacionados acima seguem a linha do escopo deste trabalho, o qual visa o entendimento da taxa de recuperação e a precificação de ativos **Consumer**, levando em consideração seus respectivos custos operacionais de recuperação.

Dentro deste segmento específico (Consumer), no alcance de pesquisa do autor, não foi encontrado nenhum estudo acadêmico que propusesse fonte de dados, metodologia e modelos para estimar a taxa de recuperação destes ativos.

Sob tal perspectiva, o trabalho aqui presente tem caráter seminal na linha de pesquisa acadêmica em finanças no Brasil, não limitando o foco atual de pesquisa em crédito para os modelos que visam prever o risco de *default* (probabilidade de não honrar obrigações), mas sim expandindo para modelos que buscam precificar o valor da inadimplência e suas respectivas taxas de recuperação.

4. METODOLOGIA DE PRECIFICAÇÃO DE NPL

4.1 Visão Geral

Conforme discutido no capítulo 3, a precificação de um portfolio de NPL deveria se basear na taxa de recuperação e custos operacionais envolvidos. De forma simples a precificação nada mais seria do que estimar o volume recuperado junto aos devedores subtraído dos custos diretos e indiretos da operação, resultando num fluxo de caixa líquido que deve ser trazido a valor presente à taxa de desconto alvo. O valor presente líquido (VPL) desta representa o preço do ativo-objeto; ou seja, o valor intrínseco do portfolio de NPL sob análise.

A partir das afirmações acima, fica claro que o grande objetivo das metodologias a serem apresentadas é tentar estimar o fluxo de recuperação de um portfolio e o custo atrelado ao mesmo. Dois modelos serão propostos a seguir, o primeiro (“Modelo Comparativo”) tem uma abordagem mais *top-down* comparando curvas já realizadas e o impacto de mudança em variáveis significativas. Já o segundo (“Modelo Instrumental”), apresenta um abordagem mais operacional, *bottom-up*, com uma relação direta entre custo de cobrança e recuperação do portfolio.

4.2 Modelo Comparativo

O modelo comparativo visa estimar a recuperação total de um portfolio de NPL no tempo balizado na comparação com carteiras já trabalhadas adaptando às particularidades das variáveis significativas do portfolio sob análise.

A métrica convencional utilizada para analisar o Modelo Comparativo é a Taxa de Liquidação (tratada nos artigos internacionais como taxa de recuperação) (δ_i), a qual mensura o total recuperado (Recuperação) em determinado período de tempo pelo total do valor da carteira (UPB).

$$\delta_i = \frac{\text{Recuperação}_i}{UPB_i}$$

A Taxa de Liquidação utilizada ao longo deste trabalho estará definida na periodicidade mensal; ou seja, utilizaremos o UPB do início do mês de referência como denominador e, toda a recuperação referente ao UPB determinado como numerador.

Definida a Taxa de Liquidação e sua forma de calcular, torna-se importante a definição das dimensões que impactam esta variável de forma positiva ou negativa para viabilizar a comparação de portfólios e a atribuição de um valor (%) a ser recuperado de um novo portfólio.

As dimensões analisadas neste trabalho com o objetivo de balizar o potencial de recuperação de uma carteira são: (i) atraso das dívidas, (ii) saldo das dívidas, (iii) produto financeiro e (iv) região-estado.

A dimensão atraso da dívida deveria ter reflexo direto no total recuperado e, por consequência no valor de uma dívida. Faz sentido esperar que dívidas com atraso bastante avançado vis-à-vis dívidas recentemente não pagas apresentem uma Taxa de Liquidação mais baixa.

Com o objetivo de corroborar este resultado utilizaremos a regressão abaixo:

$$\delta_i = \alpha + \exp(\beta * X_i) + \xi_i \quad (1)$$

Sendo X_i o número de meses em atraso das dívidas em análise e ξ_i um erro aleatório para cada uma das respectivas safras de atraso.

Com o objetivo de utilizar o método dos mínimos quadrados para analisar os valores da regressão acima, pode-se linearizar a regressão acima utilizando logaritmo em ambos os lados, desta forma temos:

$$\ln(\delta_i) = \mu + \beta * X_i + \xi_i \quad (2)$$

Por outro lado, todas as outras variáveis citadas como prováveis de influenciar a Taxa de Liquidação deveriam alterar os parâmetros α ou μ , os quais representam o nível de recuperação e β a velocidade de decaimento da Taxa de Liquidação com o avanço dos meses em atraso.

Sendo assim, podemos considerar as seguintes funções para avaliar os parâmetros da regressão (*):

$$\mu = F(v; \rho; \omega; \lambda) \text{ e } \beta = G(v; \rho; \omega; \lambda), \text{ sendo que:}$$

v representa o saldo médio das dívidas do portfolio;

ρ representa o tipo de produto financeiro das dívidas do portfolio;

ω representa o cedente das dívidas do portfolio; e

λ representa a região do país das dívidas do portfolio.

Como o objetivo não será definir as funções geradoras, mas sim a direção e magnitude do impacto de cada variável nos parâmetros da equação (2), o estudo fará múltiplas regressões com o objetivo de comparar os parâmetros das regressões de tal forma que:

$$\delta_i(\alpha; \beta) = \alpha + \exp(\beta * X_i) + \xi_i, \text{ na qual } \alpha(v, \rho, \omega, \lambda | v = v^0)$$

Para exemplificar, diga-se que o objetivo seja entender se há diferença entre o saldo médio das dívidas, para isso será formado intervalos de saldo como: [R\$ 0 – 200[; [R\$ 200 –400[; [R\$ 400 – 600[; [R\$ 600 –800[; [R\$ 800 – R\$ 1.000[; [R\$ 1.000 – R\$ 1.500[; [R\$ 1.500 – R\$ 2.000[; [R\$ 2.000 - ∞ [. Para cada um dos intervalos, separa-se uma base amostral contendo dívidas apenas deste intervalo, extraindo a respectiva δ_i^{0-200} realizada, de um determinado intervalo.

Por fim compara-se os parâmetros α e β das regressões de cada intervalo de saldo médio das dívidas. Com isso conseguimos entender se de fato existe impacto na diferença de saldo das dívidas na Taxa de Liquidação, especificando qual sua direção e magnitude.

Tal análise deverá ser feita para cada uma das variáveis que influenciam nos parâmetros da regressão (2), o objetivo é entender a dinâmica de cada variável para que seja possível estimar as Taxas de Liquidação de diferentes portfolios de NPL dado mudança nas variáveis aqui abordadas.

O modelo acima, tem alta capacidade de estimar a recuperação total de um portfolio de NPL baseado em curvas realizadas. Entretanto, não existe nenhum relacionamento direto entre a recuperação e os custos incorridos, o que per se já seria um problema na abordagem uma vez que ao contrário do crédito a performar, aqueles vencidos com longo atraso sem quitação dependem inteiramente de ações de cobrança para que se possa extrair pagamento dos devedores. Desta forma, teríamos o custo direcionando o potencial de receita e não o contrário, existindo portanto uma função maximizadora do fluxo de caixa de cada carteira.

Normalmente na abordagem do Modelo Comparativo, fixa-se um percentual de custo médio para a recuperação total ao longo do tempo, tornando a estimação da recuperação líquida pouco precisa ou científica. Tal fator impacta diretamente o valor do ativo podendo induzir a erros e imprecisões.

Na próxima seção será apresentado um outro modelo para buscar corrigir esta ineficiência, na qual a recuperação do portfolio está diretamente relacionada ao custo incorrido.

4.3 Modelo Instrumental

O modelo instrumental visa entender a dinâmica na recuperação de crédito via uma abordagem “*bottom-up*”; ou seja, busca-se entender o valor recuperado mensal de um portfolio através de métricas operacionais.

As métricas operacionais que compõe o arcabouço do modelo estão relacionadas a: (i) alocação ótima de negociadores; (ii) produtividade dos negociadores; (iii) característica da negociação (desconto e parcelamento); (iv) cancelamento de acordos e (v) conversão das parcelas.

Dadas as métricas-alvo e a dinâmica da recuperação de crédito, é importante deixar claro que a modelagem deve ser feita em duas dimensões temporais distintas: (i) mês de realização do acordo entre negociador e devedor e (ii) data de pagamento de parcelas.

O modelo se inicia com a definição da alocação ótima de negociadores ao longo do tempo. Tal função geradora de alocação está diretamente relacionada a quantidade de dívidas/devedores do portfolio sob análise, além dos atributos notados como mais significantes no modelo anterior: (i) tempo médio em atraso das dívidas e (ii) valor médio das dívidas. Tendo isso em mente, temos:

$$\mu_{nx1}^* = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n) \quad (3)$$

μ_1 = número de negociadores alocados na carteira no mês 1 de recuperação;

n = número de meses estimados de recuperação do portfolio.

Definido o vetor de alocação ótima de negociadores, precisa-se estimar a produtividade dos negociadores mensalmente; ou seja, quantos acordos por mês cada negociador consegue efetivar na média.

$$\pi_{nx1}^* = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n) \quad (4)$$

π_1 = número de acordos realizados na média no mês 1 de recuperação;

n = número de meses da de recuperação do portfolio.

Determinado o vetor de produtividade π^* , outro fator intrinsecamente relacionado é o valor médio das dívidas para determinar o valor total gerado destes acordos. Por questão de simplificação do modelo, ao invés de estimarmos o valor médio das dívidas em cada momento do tempo, pode-se determinar o valor médio inicial como o valor médio ao longo do tempo.

v = valor médio das dívidas no momento inicial;

Por fim, deve-se considerar para efeito de estimação do valor total gerado de acordos o desconto médio utilizado. O desconto, ao invés de ser feito como soma ponderada dos descontos, pode ser feito como a diferença percentual do acordo médio em relação ao valor médio das dívidas (v). Desta forma, corrige-se qualquer discrepância que pudesse existir ao generalizar o valor médio no tempo ser igual ao valor médio inicial.

$$\phi_{nx1}^* = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n) \quad (5)$$

ϕ_1 = desconto em relação ao valor médio inicial das dívidas no mês 1 de recuperação;
 n = número de meses da de recuperação do portfolio.

Com os vetores determinados acima, pode-se determinar o valor total dos acordos gerados através do produto ponto-a-ponto (\bullet) dos vetores determinados acima e o escalar de valor médio das dívidas:

$$\chi_{nx1}^* = v \bullet \mu_{nx1}^* \bullet \pi_{nx1}^* \bullet \phi_{nx1}^* \quad (6)$$

Sendo que o mesmo vetor pode ser escrito da seguinte forma:

$$\chi_{nx1}^* = (v \bullet \mu_1 \bullet \pi_1 \bullet \phi_1, v \bullet \mu_2 \bullet \pi_2 \bullet \phi_2, \dots, v \bullet \mu_n \bullet \pi_n \bullet \phi_n) \quad (7)$$

Ao definir o volume financeiro gerado de acordos para cada mês de recuperação de crédito, temos o primeiro passo em relação a estimar o volume total de recuperação bruta ao longo do tempo neste determinado portfolio.

Até o presente momento, toda modelagem foi descrita uni-dimensionalmente, pois todo o período mencionado se refere única e exclusivamente às datas de geração dos acordos pelos negociadores. Entretanto, exceto pagamentos feitos à vista, os acordos negociados normalmente são pagos em “n” parcelas e por este motivo torna-se necessário uma transformação do vetor (χ_{nx1}^*) em uma matriz $n \times n$, no qual as linhas representam as datas de geração dos acordos e as colunas as datas para quando as respectivas parcelas devem ser pagas.

Para tal transformação, utilizaremos um vetor auxiliar $I_{1 \times n}$, sendo todos os elementos do vetor iguais a 1:

$$I_{1 \times n} = (1, 1, \dots, 1) \quad (8)$$

Utilizando o vetor de geração de acordos ($\chi_{n \times 1}^*$) e o multiplicando pelo vetor auxiliar $I_{1 \times n}$, temos:

$$\Delta_{n \times n}^* = \chi_{n \times 1}^* \times I_{1 \times n} \quad (9)$$

A matriz $\Delta_{n \times n}^*$ também pode ser escrita da seguinte forma:

$$\Delta_{n \times n}^* = \begin{bmatrix} \frac{v \times \mu_1 \times \pi_1 \times \phi_1}{v \times \mu_2 \times \pi_2 \times \phi_2} & \frac{v \times \mu_1 \times \pi_1 \times \phi_1}{v \times \mu_2 \times \pi_2 \times \phi_2} & \dots & \frac{v \times \mu_1 \times \pi_1 \times \phi_1}{v \times \mu_2 \times \pi_2 \times \phi_2} \\ \frac{v \times \mu_2 \times \pi_2 \times \phi_2}{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n} & \frac{v \times \mu_2 \times \pi_2 \times \phi_2}{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n} & \dots & \frac{v \times \mu_2 \times \pi_2 \times \phi_2}{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n}{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n} & \frac{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n}{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n} & \dots & \frac{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n}{v \times \mu_n \times \pi_n \times \phi_n} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Definida a matriz $\Delta_{n \times n}^*$ é necessário estimar o vencimento da parcela dos acordos, para isso uma nova matriz deve ser estimada.

Denotemos $A_{n \times n}$, como a matriz de vencimento de parcelas a qual cada elemento da matriz será uma percentagem. Conforme definido anteriormente, as linhas representam a dimensão temporal de acordo gerado e as colunas determinam a data de parcela a ser paga. Desta forma, fica evidente que a matriz $A_{n \times n}$ deve seguir as seguintes propriedades:

- i. Diagonal superior, ou seja $\forall i > j, a_{ij} = 0$;
- ii. $\forall i, \sum_{j=1}^n a_{ij} = 1$;
- iii. $\forall ij, \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} = n$.

Baseada nas propriedades acima, temos:

$$A_{n \times n} = \begin{bmatrix} \frac{a_{11}}{0} & \frac{a_{12}}{a_{21}} & \dots & \frac{a_{1n}}{a_{2n}} \\ \frac{0}{0} & \frac{a_{21}}{0} & \dots & \frac{a_{2n}}{a_{nn}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Com isso, multiplicando os elementos da matriz $\Delta_{n \times n}^*$ pelos respectivos elementos de $A_{n \times n}$, temos uma nova matriz $n \times n$ com a distribuição correta no tempo das parcelas dos acordos gerados. Vamos denominar a matriz de montante total das parcelas geradas no tempo de $\Theta_{n \times n}$. Sendo assim, temos:

A matriz $\Theta_{n \times n}$ por se ainda não é suficiente para a estimativa final de recuperação do portfolio sob análise. A dinâmica de recuperação de créditos massificados mostra que diversos devedores que fecham acordos com os negociadores não honram seus acordos e acabam em *default* novamente.

Para fins de modelagem, dividiu-se o não pagamento de acordos gerados em: (i) cancelamento e (ii) conversão. A conversão é medida na forma de percentagem; ou seja qual a porcentagem dos valores que estavam previstos de recebimento que de fato foram pagos.

Por outro lado, o cancelamento é mensurado baseado na falta de conversão; ou seja caso um acordo feito em cinco parcelas não tiver a primeira paga, dizemos que as quatro outras parcelas são canceladas; uma vez que nem boletos para pagamento os devedores receberão e tais valores não farão parte do montante previsto de recuperação.

Denotemos $B_{n \times n}$, como a matriz de cancelamento de parcelas a qual cada elemento da matriz será também uma percentagem. Tais elementos quando multiplicados pelos elementos da matriz $\Theta_{n \times n}$, nos trará exatamente o valor total possível de recuperação de cada período de geração dos acordos por cada período de pagamento das parcelas.

A matriz $B_{n \times n}$ possui as seguintes propriedades:

- i. Diagonal superior, ou seja $\forall i > j, a_{ij} = 0$;
- ii. Diagonal igual a 1, ou seja $\forall i = j, a_{ij} = 1$.

O motivo da primeira propriedade foi explicado acima, enquanto o motivo da segunda propriedade advém do fato que as primeiras parcelas de um acordo nunca sofrem cancelamento, as mesmas estão previstas para vencimento e caso não paguem a métrica que incorporará tal dinâmica será a matriz de conversão.

Através da multiplicação dos elementos da matriz $\Theta_{n \times n}$ pelos elementos de $B_{n \times n}$, temos uma nova matriz com os totais previstos de recebimento por período, matriz essa que denotaremos de $\Omega_{n \times n}$.

Por fim estimamos a matriz $K_{n \times n}$, como a matriz de conversão de parcelas a qual cada elemento da matriz será a porcentagem de recebimento do total previsto da matriz $\Omega_{n \times n}$.

A matriz $K_{n \times n}$ possui a seguinte propriedade:

- i. Diagonal superior, ou seja $\forall i > j, a_{ij} = 0$.

A fim de obter o resultado das recuperações obtidas no modelo, deve-se multiplicar os elementos da matriz $\Omega_{n \times n}$ pelos elementos da matriz $K_{n \times n}$, resultando em $\Psi_{n \times n}$.

A matriz $\Psi_{n \times n}$, representa a totalidade dos recebimentos de caixa nas duas dimensões temporais definidas. Sendo assim, a recuperação total do portfolio é a somatória de todos os elementos da matriz $\Psi_{n \times n}$.

$$\Psi_{n \times n} = \begin{bmatrix} \frac{r_{11}}{0} & \frac{r_{12}}{r_{21}} & \dots & \frac{r_{1n}}{r_{2n}} \\ \frac{0}{0} & \frac{r_{21}}{0} & \dots & \frac{r_{2n}}{r_{nn}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{0}{0} & \frac{0}{0} & \dots & \frac{r_{nn}}{r_{nn}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

Determinando que R representa o total de recebimento da carteira sob análise, temos:

$$\forall ij, \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{ij} = R \quad (16)$$

Com isso, chegamos ao primeiro objetivo do modelo o total de recebimento do portfolio para estimar seu preço. Entretanto pela discussão apresentada no tópico “Precificação de Ativos de Crédito”, sabe-se que o valor total de recuperação sem estimar o fluxo de recebimento torna-se impossível a determinação do preço do ativo objeto.

Sendo assim, para estimarmos os recebimentos mensais de um portfolio, pode-se transformar a recuperação total R em um vetor de recebimentos $\psi_{1 \times n}^*$, sendo que:

$$\psi_i^* = \sum_{j=1}^n r_{ij}, \forall r_{ij} \quad (17)$$

O vetor $\psi_{1 \times n}^*$ representa os recebimentos mensais do ativo objeto (portfolio) sob análise, desta forma, pode-se buscar a estimativa dos custos envolvidos para a recuperação deste montante com o objetivo de estimar o fluxo de caixa líquido que estimasse que o ativo objeto gera a fim de precificar o mesmo.

Note que até o momento o Modelo Instrumental apenas utilizou-se de métricas operacionais para estimar a recuperação mensal de determinado portfolio. Entretanto, como mencionado anteriormente a grande contribuição deste *framework* seria na relação entre os recebimentos e custo envolvido na recuperação de crédito.

A grande diferença do Modelo Instrumental para o Comparativo é que no primeiro conseguisse estimar a recuperação baseada no número ótimo de negociadores alocados em

cada momento do tempo ($\mu_{n \times 1}^*$), ao contrário do segundo que trabalha-se apenas com números finais sem nenhuma relação operacional.

Na recuperação de crédito o principal fator de geração de custo é o negociador; ou seja quanto maior o número de negociadores trabalhando em uma determinada carteira, maior o custo incorrido do portfolio. Mais do que isso, a maioria dos custos ex-negociador também estão relacionados a eles, por exemplo: telefonia, boletos, espaço físico, entre outros. Dessa forma com o objetivo de simplificação de modelagem estimamos o custo mensal de operação da carteira sendo:

$$c_{1 \times n}^* = \rho^* \mu_{1 \times n}^* \quad (18)$$

$c_{1 \times n}^*$ = vetor de custo mensal;

ρ = custo médio operacional por negociador por mês.

Desta forma com os vetores de recuperação ($\psi_{1 \times n}^*$) e de custo ($c_{1 \times n}^*$) estimados, tem-se por consequência o fluxo de recuperação líquida - objetivo principal desta abordagem, na qual relacionou de forma direta o custo operacional com a recuperação:

$$\lambda_{1 \times n}^* = \psi_{1 \times n}^* - c_{1 \times n}^* \quad (19)$$

Com a recuperação líquida mensal se torna simples de obter o valor intrínseco do portfolio de NPL, necessitando apenas calcular o VPL do fluxo dado pelo vetor $\lambda_{1 \times n}^*$ com a taxa de desconto apropriada dado o risco do ativo.

Na próxima seção, serão apresentados os resultados de ambos os modelos apresentados nesta seção. Com relação ao Modelo Comparativo será feita diversas regressões com o objetivo de mensurar a significância e o poder de explicação de cada variável sob uma curva padrão da taxa de liquidação utilizando diversos portfolios na amostragem de dados. Com relação ao Modelo Instrumental será feita uma simulação utilizando dados realizados de um determinado portfolio para mostrar a aderência do modelo à realidade.

5. RESULTADOS

5.1 Base de Dados

Para o presente estudo ser realizado teve-se acesso ao banco de dados com todos os portfolios de NPL Consumer adquiridos e operados pela RCB Investimentos desde 2008. Na totalidade teve-se acesso a oito diferentes portfolios sendo: 2 carteiras de grandes bancos, 3 carteiras de bancos médios e 3 carteiras de varejistas.

O nível de granularidade dos dados foi plena com o trabalho sendo realizado com todos os dados disponíveis pelo sistema operacional da RCB. Sendo assim teve-se acesso a todas as métricas operacionais (acordos gerados, parcelamento, desconto, cancelamento e conversão), recuperação e saldo da dívida em cada momento do tempo com cortes mensais na base de dados. Mais do que isso, para cada dívida foi disponibilizado todos os dados referente seus atributos (dimensões) sendo elas: idade da dívida em meses de atraso, a instituição cedente da dívida, tipo de produto financeiro e região de origem por estado.

Com relação ao período, teve-se setembro de 2008 como data inicial da extração de dados sendo o corte final agosto de 2012; ou seja um histórico de até 48 meses para aquelas dívidas adquiridas até setembro de 2008.

A manipulação dos dados foi feita através do software SQL utilizando modelagem de banco de dados no SQL Analysis Server para a manipulação de um volume de linhas de dados superior 1.3 bilhões de linhas nas diferentes tabelas de dados.

A variável endógena do modelo comparativo, Taxa de Liquidação (δ_i), foi obtida agrupando as recuperações por faixa de atraso (meses de atraso das dívidas) dividido pelo saldo de todas as dívidas presentes naquela mesma faixa de atraso nos 48 meses de observação.

Como a principal variável exógena do Modelo Comparativo é o mês de atraso das dívidas, no banco de dados tivemos acesso às dívidas com atraso de 12 meses até 120 meses; ou seja, acabamos tendo 48 observações para cada um dos 109 meses de atraso.

Para facilitar as análises fez-se a soma ponderada das 48 observações de cada faixa de atraso, obtendo assim uma única observação dentre as faixas. Mais do que isso, cabe ressaltar que ao analisar os diferentes clusters (saldo médio, cedente, produto financeiro e estado de originação do crédito) mudam-se todas as observações; uma vez que o grupo de dívidas sob análise passam a ser totalmente diferentes.

Com relação aos dados referentes ao Modelo Instrumental, como o objetivo principal é avaliar se existe aderência ao *framework* proposto com a realidade e não a estimação de cada uma das matrizes das métricas operacionais, optou-se por utilizar os dados realizados de uma única carteira como forma de simular o modelo.

Para isso, extraiu-se os dados históricos de todas as métricas operacionais de um determinado portfolio da amostra no período de 12 meses iniciado em janeiro de 2010 até dezembro de 2010, comparando com os resultados obtidos no Modelo Instrumental com a realidade do portfolio.

Na seção 5.2 apresentaremos os resultados obtidos com base nos dados aqui descritos e no arcabouço teórico da seção 4. Dividiremos tal seção entre os dois modelos aqui analisados para facilitar a compreensão dos resultados obtidos.

5.2 Resultado e Aderência aos Modelos

5.2.1 Resultado Modelo Comparativo

Baseado na Taxa de Liquidação, que a partir de agora será analisada apenas em logaritmo neperiano ($\ln(\delta_i)$), o primeiro objetivo é verificar se de fato existe uma relação e o comportamento de tal variável contra as faixas de atraso das dívidas.

Para isso, o gráfico abaixo mostra o efeito do tempo em atraso em relação a variável endógena, Taxa de Liquidação.

Figura IX: Taxa de Liquidação todos os Portfólios sob Análise



Observando o gráfico acima, fica evidente a relação direta entre a queda na recuperação de dívidas à medida que estas ficam cada vez mais tempo em atraso; ou seja a faixa de atraso aparenta ter uma relação direta com o potencial de recuperação de uma carteira.

Mais do que a relação recuperação e faixa de atraso, pelo gráfico, nota-se uma mudança clara no comportamento da Taxa de Liquidação antes das dívidas completarem 60 meses em atraso e após. Uma das explicações diretas para tal comportamento refere-se a legislação brasileira, a qual obriga credores a removerem os nomes de devedores dos bureaus de crédito (SERASA / SCPC) a partir do quinto ano de inadimplência. Com isso, um dos instrumentos de pressão, a restrição de crédito via negativação, diminui a pré-disposição a quitar dívidas antigas reduzindo ainda mais o poder de recuperação das dívidas.

Utilizando como base a regressão abaixo, obteve-se o seguinte resultado:

$$\ln(\delta_i) = \mu + \beta * X_i + \xi_i$$

Tabela I: Resultado Econométrico do Modelo Comparativo

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
μ	-4.982138	0.098804	-50.42431	0.0000
β	-0.044483	0.001523	-29.21086	0.0000
R-squared	0.914670	Akaike info criterion		1.174962
Adjusted R-squared	0.913872	Schwarz criterion		1.224345

Os resultados observados acima corroboram a impressão que tivemos observando a Figura X. Neste caso prova-se que a faixa de atraso tem alto poder explicativo em relação a portfolios de NPL no segmento denominado *Consumer*. Entretanto, via os resultados acima, não é possível verificar se de fato existe uma quebra estrutural na virada da faixa de atraso de 60 meses.

Para isso, ao invés de utilizar a equação (2), pode-se reescrever a mesma utilizando *dummies* tanto para o intercepto quanto para o coeficiente angular – desta forma caso as *dummies* tenham significância de fato é possível inferir que este tipo de ativo possui uma quebra estrutural nesta faixa de atraso.

$$\ln(\delta_i) = \mu_1 + \mu_2 * D_{>60meses} + \beta_1 * X_i + \beta_2 * (X_i * D_{>60meses}) + \xi_i$$

$D_{>60meses}$ = dummy para as observações com faixas de atraso superior a 60 meses;

Tabela II: Resultado Econométrico do Modelo Comparativo com Dummy

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
μ_1	-5.894094	0.048317	-121.9886	0.0000
μ_2	0.879189	0.340851	2.579393	0.0113
β_1	-0.016074	0.001343	-11.96444	0.0000
β_2	-0.028889	0.004251	-6.795537	0.0000
R-squared	0.949962	Akaike info criterion		0.677905
Adjusted R-squared	0.948533	Schwarz criterion		0.776670

Fica evidente pelos resultados acima que de fato temos uma queda estrutural, nas faixas de atraso superiores a 60 meses, além de todos os coeficientes serem significantes, verifica-se um incremento no poder de explicação (R-quadrado e R-quadrado ajustado).

Dado que a equação (2) com a inclusão das *dummies* apresentou melhor poder de explicação e significância nos coeficientes de intercepto e angular, a avaliação das demais variáveis características das dívidas será apresentado com base nesta forma funcional.

Os resultados obtidos para as regressões dos diferentes *clusters* de saldo das dívidas segue abaixo:

Tabela III: Resultado Econométrico por Cluster de Saldo da Dívida

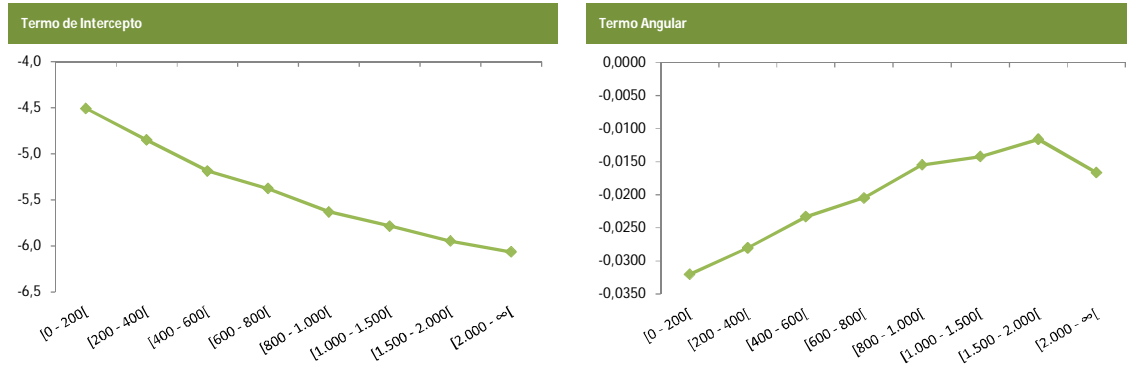
Saldo Dívidas	μ_1		μ_2		β_1		β_2		Regressão	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	R-quadrado	AIC
[0 - 200[-4,5069	0,0000	-1,4650	0,0007	-0,0320	0,0000	0,0004	0,9316	0,9353	1,2473
[200 - 400[-4,8506	0,0000	-1,3734	0,0050	-0,0280	0,0000	-0,0020	0,7340	0,9090	1,5511
[400 - 600[-5,1860	0,0000	-0,7030	0,2049	-0,0233	0,0000	-0,0130	0,0579	0,8842	1,8753
[600 - 800[-5,3760	0,0000	-0,4843	0,3498	-0,0205	0,0000	-0,0168	0,0089	0,8903	1,7979
[800 - 1.000[-5,6310	0,0000	-0,1074	0,7933	-0,0155	0,0000	-0,0227	0,0000	0,9035	1,5803
[1.000 - 1.500[-5,7851	0,0000	0,7834	0,0861	-0,0142	0,0000	-0,0339	0,0000	0,9121	1,5643
[1.500 - 2.000[-5,9480	0,0000	-0,0600	0,9058	-0,0116	0,0000	-0,0217	0,0008	0,8427	1,8908
[2.000 - ∞ [-6,0646	0,0000	1,6018	0,0003	-0,0167	0,0000	-0,0345	0,0000	0,8566	1,7697

Baseado na tabela acima fica evidente que todas as regressões são significantes, com alto poder explicativo; ou seja, independente do saldo das dívidas a relação entre nível de recuperação (Taxa de Liquidação) e faixa de atraso ainda persiste. A forma funcional com a utilização das *dummies* também parece adequado, porém apenas na regressão para as dívidas acima de R\$ 2.000 é que ambas as *dummies* são significantes.

Entretanto, o mais interessante das regressões diz respeito ao padrão de comportamento das curvas dada a variação de saldo das dívidas sob análise. Observando o termo de intercepto (μ_1), fica nítido a redução da performance com o aumento das faixas de saldo; ou seja, portfolios com distribuição de dívidas com saldo menores apresentam um nível de recuperação, Taxa de Liquidação, maior do que os portfolios com saldos mais elevados.

Por outro lado, analisando o coeficiente angular (β_1), nota-se que o decaimento da Taxa de Liquidação é consistentemente menor com o aumento de saldo. Sendo assim, a performance de portfolios com saldo menor é muito maior no início, porém com uma queda mais acentuada quando comparado a portfolios de saldo superior. Veja gráfico abaixo:

Figura X: Compilação dos Coeficientes (μ_1 e β_1)



A segunda variável avaliada foi o produto financeiro original que deu origem a dívida em atraso, como apresentado na seção 4, o estudo observou o padrão de 5 diferentes produtos financeiros conforme apresentado abaixo:

Tabela IV: Resultado Econométrico por Cluster de Produto

Produto Financeiro	μ_1		μ_2		β_1		β_2		Regressão	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	R-quadrado	AIC
Cartão de Crédito	-5,5297	0,0000	0,5460	0,1611	-0,0241	0,0000	-0,0179	0,0005	0,8847	1,4304
Crédito Consignado	-6,7665	0,0000	3,2615	0,0000	-0,0001	0,9840	-0,0617	0,0000	0,7796	0,0309
Crédito Direto ao Consumidor	-5,7433	0,0000	2,2315	0,0000	-0,0151	0,0000	-0,0538	0,0000	0,9643	0,8982
Cheque Especial	-6,1162	0,0000	1,5633	0,0001	-0,0130	0,0000	-0,0316	0,0000	0,8802	1,2071
Crédito Pessoal	-5,6474	0,0000	5,9813	0,0756	-0,0185	0,0000	-0,1090	0,0404	0,8431	0,9329

Ao contrário do padrão claro visto com relação ao saldo das dívidas, não existe nenhum indício nítido de comportamento entre os produtos financeiros. Porém, todas as regressões são significativas e com o sinal do coeficiente angular sendo negativo conforme o que foi visto nas regressões anteriores.

Analisando um pouco mais a fundo a tabela acima, pode-se notar um padrão completamente diferente entre o Crédito Consignado e os outros produtos financeiros. Esta

diferença carga características relevantes sobre o crédito; uma vez que, o único crédito com alguma garantia seria o consignado, o qual tem retém o pagamento direto na fonte.

Considera-se, portanto, o crédito consignado como mais seguro para o credor, porém a partir do momento do se *default* fica evidente uma maior dificuldade na recuperação de tal crédito. Pode-se concluir desta forma que créditos do segmento Consumer com maior garantia, mais protegidos sob a ótica do credor, tem pior performance em termos de recuperação de crédito.

A última variável a ser avaliada no presente estudo foi a localidade da concessão do crédito. Utilizou-se as cinco diferentes regiões do Brasil para avaliar se existe diferença na performance sob a ótica geográfica. A tabela abaixo mostra os resultados:

Tabela V: Resultado Econométrico por Cluster de Região

Região	μ_1		μ_2		β_1		β_2		Regressão	
	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	Coef.	Prob.	R-quadrado	AIC
Sul	-4,5739	0,0178	0,3395	0,8712	-0,0287	0,3791	-0,0132	0,6993	0,4314	2,5752
Sudeste	-5,7927	0,0000	0,0351	0,9342	-0,0160	0,9840	-0,0128	0,0277	0,7869	1,6824
Centro-oeste	-6,6005	0,0000	2,2690	0,0005	0,0039	0,7059	-0,0549	0,0000	0,7928	2,2436
Nordeste	-5,9629	0,0000	1,5959	0,0014	-0,0115	0,0000	-0,0420	0,0000	0,9213	1,3502
Norte	-5,8644	0,0000	1,8074	0,0000	-0,0176	0,0000	-0,0417	0,0000	0,9036	1,6708

Nota-se que apenas as regiões Norte e Nordeste tiveram os coeficientes de intercepto e angular significativos de forma conjunta dificultando a comparação entre as regiões e mostrando que os dados aqui utilizados neste estudo não conseguem explicar um efeito claro na variável geográfica que impacte a Taxa de Liquidação.

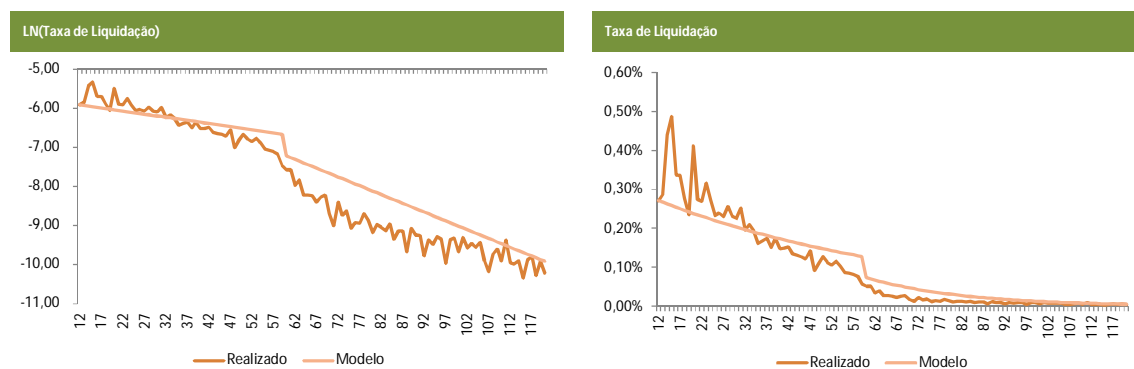
Por fim, com o objetivo de demonstrar que as curvas estimadas neste trabalho são aderentes a realidade, pegou-se um portfolio de um grande banco varejista que não estava entre os portfolios selecionados no estudo acima (*out-of-sample*) com o objetivo de comparar a curva estimada através da equação (2) com a realidade desta.

Importante mencionar que tomou-se cuidado para que o portfolio a ser comparado com a base de dados utilizada tivesse o saldo médio e os tipos de produtos similares, para que não fosse necessário ajustes como identificamos anteriormente.

Enquanto a base de dados utilizada para as regressões acima apresentou saldo médio de R\$ 1.085, o portfolio a ser comparado teve saldo médio de R\$ 1.297 – ambos dentro do mesmo range analisado neste estudo de]1.000 – 1.500].

Os gráficos abaixo mostram as curvas projetadas pelo modelo e a realizada do portfolio fora da amostra com o objetivo de mostrar a aderência do modelo à realidade. O gráfico do lado direito mostra os dados conforme estimados, em logaritmo neperiano, enquanto o da direita é apenas a transformação exponencial voltando para a definição de Taxa de Liquidação (δ_i).

Figura XI: Taxa de Liquidação Modelo vs. Portfolio *out-of-sample*



Observando os gráficos, pode-se notar que o modelo estimado e o realizado apresentam dinâmicas bastante próximas, mostrando que o padrão que se encontrou ao estimar o modelo pode ser extrapolado para outros portfolios de Consumer NPL.

Mais do que isso, caso estivesse avaliando o portfolio com todas as dívidas com 12 meses de atraso e fosse estimar um período de recuperação de 109 meses, a curva realizada apresentou recuperação total de 10,35% do saldo total, enquanto o modelo estimaria uma recuperação de 10,70% - uma diferença de apenas 3,42% com uma dinâmica de recuperação semelhante.

Em suma, como mencionado anteriormente, o Modelo Comparativo se utilizado corretamente fazendo os ajustes para as variáveis significantes como: (i) saldo e (ii) produto

financeiro tem papel fundamental na precificação de ativo, porém ainda sem fornecer um entendimento claro sob a parte de custo do mesmo.

Na próxima seção analisaremos através de uma simulação com dados reais o Modelo Instrumental para caracterizar uma nova abordagem sob a precificação do ativo.

5.2.2 Resultado Modelo Instrumental

A simulação do Modelo Instrumental baseou-se em um portfolio de outro grande banco varejista, um dos portfolios que fizeram parte das regressões do Modelo Comparativo. Neste o objetivo foi obter as métricas operacionais realizadas no período de 12 meses, ao longo de 2010 e mostrar a aderência deste modelo a realidade em termos da recuperação líquida e não a bruta conforme mostrado no modelo anterior.

Para isso, seguiremos o Modelo Instrumental passo-a-passo conforme apresentado no capítulo 4, para facilitar a compreensão e visualizar os resultados.

Define-se os vetores referentes ao número ótimo de negociadores (neste caso utilizou-se o realizado), número de acordos feitos por negociador por mês, desconto em relação ao saldo médio das dívidas e um escalar representando a dívida média do portfolio.

$$\mu_{12 \times 1}^* = (92, 92, 96, 96, 102, 108, 104, 104, 106, 104, 98, 100)$$

$$\pi_{12 \times 1}^* = (35.4, 30.6, 46.3, 45.4, 39.9, 36.5, 35.8, 35.2, 32.4, 33.4, 33.0, 32.2)$$

$$\phi_{12 \times 1}^* = (36.4\%, 35.9\%, 40.1\%, 38.9\%, 41.9\%, 40.1\%, 40.6\%, 43.1\%, 46.1\%, 44.3\%, 45.7\%, 45.1\%)$$

$$\nu = 3.038$$

Determinados os vetores acima, pode-se estimar o valor total de acordos gerados em cada mês do ano de análise multiplicando os vetores e o respectivo escalar. Desta forma, determina-se um novo vetor com a geração de acordos em cada um dos meses de operação conforme abaixo:

$$\chi_{12 \times 1}^* = (3601, 3069, 5416, 5158, 5182, 4799, 4599, 4783, 4811, 4666, 4486, 4403)$$

Como discutido anteriormente, o vetor $\chi_{12 \times 1}^*$ nos fornece todos os acordos gerados no mês de geração, porém como o objetivo é estimar os recebimentos do portfolio fica necessário criar mais uma dimensão no Modelo Instrumental para a data de vencimento das parcelas do acordo. Desta forma utiliza-se a multiplicação do vetor $\chi_{12 \times 1}^*$ pelo vetor $I_{1 \times 12}$, obtendo desta forma a matriz abaixo:

$$\Delta_{nxn}^* = \begin{bmatrix} 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 & 3.601 \\ 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 & 3.069 \\ 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 & 5.416 \\ 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 & 5.158 \\ 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 & 5.182 \\ 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 & 4.799 \\ 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 & 4.599 \\ 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 & 4.783 \\ 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 & 4.811 \\ 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 & 4.666 \\ 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 & 4.486 \\ 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 & 4.403 \end{bmatrix}$$

Torna-se necessário neste momento a estimação da matriz das parcelas; ou seja, para qual mês as parcelas dos acordos foram geradas – neste momento fica claro que as linhas das matrizes representam a data de geração e as colunas as datas de vencimento das parcelas.

$$A_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} 34,6\% & 14,8\% & 8,0\% & 6,8\% & 6,0\% & 5,1\% & 4,5\% & 4,1\% & 3,6\% & 3,2\% & 2,7\% & 2,2\% \\ 0,0\% & 33,3\% & 15,1\% & 8,3\% & 7,0\% & 6,2\% & 5,3\% & 4,7\% & 4,3\% & 3,9\% & 3,5\% & 2,8\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 32,0\% & 15,3\% & 8,4\% & 7,1\% & 6,2\% & 5,5\% & 4,8\% & 4,3\% & 4,0\% & 3,7\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 34,3\% & 15,9\% & 8,5\% & 7,1\% & 6,1\% & 5,4\% & 4,6\% & 4,1\% & 3,6\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 30,2\% & 15,6\% & 9,2\% & 7,4\% & 6,5\% & 5,9\% & 5,1\% & 4,7\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 37,6\% & 13,5\% & 8,0\% & 6,6\% & 5,9\% & 5,3\% & 4,7\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 29,0\% & 16,8\% & 9,3\% & 7,8\% & 6,8\% & 6,0\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 32,5\% & 14,9\% & 8,6\% & 7,2\% & 6,3\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 26,5\% & 14,1\% & 8,7\% & 7,4\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 28,0\% & 16,0\% & 9,5\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 32,5\% & 14,5\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 36,6\% \end{bmatrix}$$

Multiplicando os elementos da matriz $\Delta_{12 \times 12}^*$ pelos elementos da matriz $A_{12 \times 12}$, obtém-se uma nova matriz com os acordos gerados em determinado mês disperso ao longo dos meses de pagamento. Segue abaixo o resultado da matriz $\Theta_{12 \times 12}$:

$$\Theta_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} 1.247 & 534 & 290 & 243 & 217 & 185 & 162 & 147 & 130 & 117 & 97 & 80 \\ - & 1.023 & 464 & 256 & 214 & 189 & 163 & 145 & 132 & 119 & 107 & 86 \\ - & - & 1.731 & 827 & 454 & 384 & 334 & 297 & 259 & 230 & 214 & 202 \\ - & - & - & 1.770 & 821 & 439 & 365 & 317 & 277 & 235 & 212 & 187 \\ - & - & - & - & 1.566 & 807 & 478 & 384 & 334 & 303 & 264 & 244 \\ - & - & - & - & - & 1.804 & 649 & 382 & 319 & 284 & 256 & 225 \\ - & - & - & - & - & - & 1.335 & 775 & 426 & 358 & 314 & 276 \\ - & - & - & - & - & - & - & 1.554 & 712 & 410 & 344 & 300 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & 1.277 & 678 & 418 & 355 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & - & 1.307 & 747 & 443 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & - & - & 1.459 & 651 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & - & - & - & 1.611 \end{bmatrix}$$

Além do parcelamento dos acordos, precisa-se estimar o cancelamento e a conversão dos acordos no tempo, seguem as duas matrizes de cancelamento ($B_{12 \times 12}$) e conversão ($K_{12 \times 12}$) abaixo a qual serão multiplicadas elemento por elemento das matrizes pela ($\Theta_{12 \times 12}$).

$$B_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} 100,0\% & 76,2\% & 37,4\% & 26,1\% & 20,8\% & 16,3\% & 13,8\% & 10,7\% & 10,4\% & 10,2\% & 10,8\% & 10,6\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 71,4\% & 29,8\% & 18,9\% & 14,8\% & 9,8\% & 7,9\% & 7,3\% & 6,7\% & 6,5\% & 5,6\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 74,5\% & 30,9\% & 22,3\% & 16,4\% & 14,0\% & 12,7\% & 11,3\% & 10,3\% & 9,3\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 71,3\% & 33,0\% & 23,3\% & 18,4\% & 16,3\% & 14,9\% & 15,6\% & 13,8\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 75,5\% & 33,4\% & 23,5\% & 18,7\% & 16,2\% & 14,0\% & 12,4\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 67,0\% & 29,2\% & 22,0\% & 17,9\% & 14,8\% & 11,5\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 74,1\% & 32,4\% & 23,2\% & 19,6\% & 15,8\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 73,9\% & 32,1\% & 20,5\% & 16,7\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 70,9\% & 31,0\% & 23,1\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 63,7\% & 28,7\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 76,1\% \\ 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% & 100,0\% \end{bmatrix}$$

$$K_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} 53,5\% & 46,5\% & 65,7\% & 75,9\% & 87,4\% & 92,3\% & 83,7\% & 96,0\% & 95,8\% & 98,8\% & 100,0\% & 100,0\% \\ 0,0\% & 52,1\% & 39,0\% & 64,0\% & 85,2\% & 85,0\% & 79,4\% & 93,4\% & 92,0\% & 97,5\% & 98,8\% & 100,0\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 55,8\% & 42,5\% & 75,0\% & 77,7\% & 89,2\% & 93,0\% & 96,8\% & 96,2\% & 97,5\% & 98,8\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 52,8\% & 61,0\% & 74,7\% & 84,4\% & 93,1\% & 95,5\% & 95,2\% & 96,2\% & 97,5\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 63,3\% & 49,6\% & 80,1\% & 80,5\% & 91,5\% & 87,9\% & 95,2\% & 96,2\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 48,9\% & 57,7\% & 76,8\% & 84,2\% & 85,5\% & 87,9\% & 95,2\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 61,5\% & 52,0\% & 80,7\% & 86,7\% & 85,5\% & 87,9\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 65,5\% & 48,7\% & 70,5\% & 86,7\% & 85,5\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 63,1\% & 50,7\% & 70,5\% & 86,7\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 58,2\% & 50,7\% & 70,5\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 54,8\% & 50,7\% \\ 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 0,0\% & 58,6\% \end{bmatrix}$$

Com as matrizes acima, pode-se chegar na matriz objetivo $\Psi_{12 \times 12}$, a última contendo todos os recebimentos por safra de geração e mês de recebimento da parcela. Consegue-se portanto prever o nível de recebimento para precificação deste ativo baseado na estimação de métricas operacionais facilitando a estimação da curva de custo conforme será apresentado a seguir.

$$\Psi_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} 668 & 189 & 71 & 48 & 39 & 28 & 19 & 15 & 13 & 12 & 10 & 8 \\ - & 533 & 129 & 49 & 34 & 24 & 13 & 11 & 9 & 8 & 7 & 5 \\ - & - & 966 & 262 & 105 & 67 & 49 & 39 & 32 & 25 & 21 & 19 \\ - & - & - & 934 & 357 & 108 & 72 & 54 & 43 & 33 & 32 & 25 \\ - & - & - & - & 992 & 302 & 128 & 72 & 57 & 43 & 35 & 29 \\ - & - & - & - & - & 882 & 251 & 86 & 59 & 44 & 33 & 25 \\ - & - & - & - & - & - & 821 & 298 & 111 & 72 & 53 & 38 \\ - & - & - & - & - & - & - & 1.018 & 256 & 93 & 61 & 43 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & 806 & 244 & 91 & 71 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & - & 760 & 241 & 90 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & - & - & 799 & 251 \\ - & - & - & - & - & - & - & - & - & - & - & 944 \end{bmatrix}$$

Por fim, calcula-se o vetor de recuperação bruta de cada mês somando os elementos de cada coluna da matriz $\Psi_{12 \times 12}$, conforme apresentado na modelagem do Modelo Instrumental obtendo o seguinte resultado:

$$\psi_{1 \times 12}^* = (668, 723, 1166, 1293, 1527, 1411, 1352, 1593, 1386, 1334, 1385, 1547)$$

Continuando o racional do modelo, utilizemos o vetor $\mu_{12 \times 1}^*$ e utilizemos o custo médio mensal por negociador (ρ) no valor de R\$ 4.000. Desta forma, chega-se ao seguinte vetor de custo ($c_{12 \times 1}$):

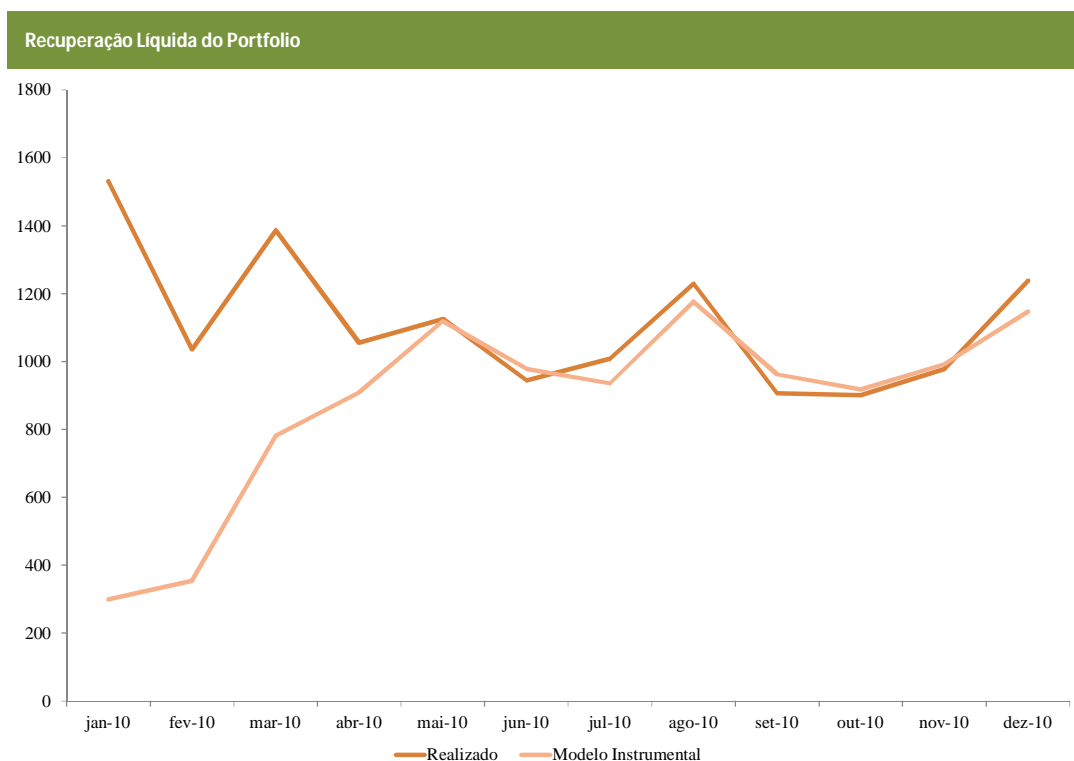
$$c_{1 \times 12}^* = (368, 368, 384, 384, 408, 432, 416, 416, 424, 416, 392, 400)$$

Subtraindo o o vetor $\psi_{1 \times 12}^*$ pelo vetor de custo $c_{12 \times 1}$, obtêm-se o objetivo final da nossa precificação que é o vetor de recuperação líquida de todos os custos $\lambda_{12 \times 1}$, o qual trazido a valor presente na correta taxa de desconto deveria ser o valor intrínseco do portfolio nos 12 meses de operação de 2010.

$$\lambda_{1 \times 12}^* = (300, 355, 782, 909, 1119, 979, 936, 1177, 962, 918, 993, 1147)$$

Para garantir a validade da modelagem, utilizou-se a curva de recuperação realizada do portfólio entre janeiro de 2010 até dezembro de 2010. O gráfico abaixo compara a recuperação realizada com a obtida através do Modelo Instrumental:

Figura XII: Recuperação Líquida Prevista no Modelo e Realizada Contábil



O Modelo Instrumental após alguns meses de operação passa a ter um grau de assertividade bastante elevado, o qual atinge um nível alto de assertividade caso estime-se as matrizes de métricas operacionais de forma adequada. Tal resultado prova que o arcabouço metodológico pode ser praticado na avaliação de tais ativos de forma a gerar resultados bastante coerentes com a realidade do ativo.

Por outro lado, é necessário entender o motivo da discrepância nos primeiros meses. A explicação mais evidente para este fenômeno faz referência a dinâmica do ativo. Pode-se notar que foi estimado os recebimentos gerados a partir de 2010, porém o portfólio já estava gerando acordos enquanto estava sob posse do Cedente (originador dos créditos) antes da

transferência operacional. Como não é possível estimar via Modelo Instrumental a operação do Cedente a discrepância ocorre pela falta de inserção de tais acordos nos períodos anteriores.

Entendendo a dinâmica que diverge os resultados nos primeiros meses, é possível utilizar o modelo fazendo uma correção nos valores para os primeiros meses, utilizando para o resto da curva de forma integral o modelo.

6. CONCLUSÃO

O mercado brasileiro de *distress credit* ou *distress asset*, como são conhecidos internacionalmente, ainda se encontra num estágio extremamente subdesenvolvido no Brasil. A alta concentração do crédito em poucas instituições financeiras, a inexistência de um mercado secundário, a baixa relação dívida-PIB e as altas taxas de juros praticadas no mercado local são alguns dos argumentos discutidos no mercado para tal dinâmica.

Entretanto, como apresentado nos capítulos 1 e 2 deste trabalho tal dinâmica tem se alterado de forma radical nos últimos anos, principalmente com a expansão do crédito e o movimento de queda dos juros, sem contar com as novas regras de Basileia pressionando a dinâmica dos bancos locais.

Neste ambiente, a tese aqui apresentada busca iniciar uma discussão sobre este novo campo de pesquisa em finanças, o qual foi largamente discutido nos países desenvolvidos, principalmente para dívidas corporativas, os quais os dados são amplamente divulgados.

O campo de *distress credit* ou *distress assets* pode abordar temas de estudo que variem desde o contratos ótimos de cessão entre as Partes, passando por questões tributárias e de requerimento de capital dos agentes financeiros até a parte de precificação do ativo.

No estudo aqui presente o interesse principal foi apresentar modelos teóricos para a precificação de créditos com mais de trezentos e sessenta dias de vencido no segmento de Consumer, conforme definido no capítulo 2. Mais do que isso utilizar dados de recuperação de carteiras com tal perfil e corroborar as curvas de recuperação e a aderência do *framework* apresentado na seção teórica.

Como pode-se avaliar, os resultados econométricos corroboraram a existência de um comportamento padrão para as curvas de recuperação deste ativo, com quebra estrutural após 60 meses – explicado pela dinâmica de desnegativar os devedores de bureau de crédito após 5 anos do vencimento da dívida. Mais do que isso, o Modelo Comparativo buscou entender qual o impacto nas curvas de recuperação variando três variáveis: (i) saldo das dívidas, (ii) produto financeiro e (iii) região.

Pelas regressões apresentadas, ficou claro que dívidas com menores valores apresentam taxa de recuperação mais elevadas, porém com decaimento mais elevado desta taxa ao longo das faixas de atraso quando comparado a dívidas de valor mais alto. Resultado este bastante importante na precificação de ativos, no qual pequenas variações de saldo médio podem representar mudanças significativas no preço final do ativo.

Com relação a produto financeiro e região, não se encontrou nenhuma relação clara como no caso de saldo. Com exceção do crédito consignado, no qual as regressões mostraram que a performance de recuperação fica bem aquém dos outros produtos financeiros sem garantia. Esse resultado indica que quanto menor risco de inadimplência de um crédito performar, maior a dificuldade de recuperação do mesmo pós *default*.

Para finalizar as análises sob o poder de explicação das recuperações de carteiras de NPL, utilizou-se o modelo obtido através de modelagem econométrica contra uma carteira, com características semelhantes, não utilizada na modelagem para comparar os resultados. Como mostrado anteriormente, ficou clara a aderência entre ambas mostrando que o Modelo Comparativo se utilizado corretamente pode ser de grande valia na precificação deste ativo.

Na sequência o trabalho apresentou uma modelagem teórica com o objetivo de relacionar custo operacional com a recuperação das carteiras, denominado aqui como Modelo Instrumental. Neste a tese apresentou uma simulação utilizando valores realizados de métricas operacionais e comparando com a recuperação líquida de determinada carteira no período de 12 meses.

O resultado final pareceu bastante satisfatório quando comparado com a curva realizada mostrando também seu poder preditivo e sua contribuição para obter corretamente o custo operacional deste tipo de ativo.

Desta maneira, pode-se concluir que os modelos Comparativo (“*top-down*”) e Instrumental (“*bottom-up*”) podem e, possivelmente, devem coexistir numa precificação para que se possa estimar de maneira mais precisa possível os resultados estimados da curva de recuperação.

Fica evidente também que dentro dos dois modelos apresentados existe muito desenvolvimento a ser feito em trabalhos posteriores. Do lado do Modelo Comparativo uma grande gama de variáveis ainda pode ser mensuradas através de regressões objetivando maior acurácia na comparação entre as curvas, objetivando a mensuração da elasticidade no incremento de uma unidade de cada variável no impacto da curva padrão utilizada.

Por outro lado, no Modelo Instrumental a estimação correta dos vetores e matrizes de métricas operacionais torna-se necessário para a precificação de novos portfólios, assim como a relação existente entre os vetores e matrizes. Neste trabalho, apenas utilizamos valores realizados desta métrica para comprovar a eficácia do *framework*, porém é extenso o número de análises que se pode trabalhar na estimação tais variáveis objetivo.

O trabalho apresentado cumpre seu objetivo primordial - dar os primeiros passos em direção a um campo extenso de pesquisa e desenvolvimento no Brasil, tanto do lado aplicado quanto acadêmico. Os motivos principais para a falta de referência aos modelos no Brasil é a inexistência de trabalhos acadêmicos realizados até aqui. Espera-se portanto que se possa utilizar como trabalho seminal e novos desenvolvimentos neste tópico possam ser realizados.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALTMAN, E.. **Market Dynamics and Investment Performance of Distressed and Defaulted Debt Securities**, Stern School of Business, 1998.

ALTMAN, E.; RESTI, A.; SIRONI, A.. **The Link Between Default and Recovery Rates: Theory, Empirical Evidence and Implications**, Stern School of Business, 2003.

BAKSHI, G.; MADAN, D.; ZHANG, F.; **Understanding the Role of Recovery in Default Risk Models: Empirical Comparison of Implied Recovery Rates**, University of Maryland, 2001.

BRIS, A.; WELCH, I.; ZHU, N.. **The Cost of Bankruptcy: Chapter 7 Liquidation versus Chapter 11 Reorganization**, Journal of Finance, 61 (3), 1253 - 1303, 2006.

COVITZ, D.; HAN, S.. **An Empirical Analysis of Bond Recovery Rates: Exploring a Structural View of Default**, Federal Reserve Board, 2004.

DELL'ARICCIA, G.; IGAN, D.; LAEVEN, L.; TONG, H .. **Policies for Macrofinancial Stability: How to Deal with Credit Booms**, IMF Staff Discussion Note, 2012.

DENIS, D.; RODGERS, K.. **Chapter 11: Duration, Outcome and Post Reorganization Performance**, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 42 (1), 101 – 118, 2007.

GUJARATI, D.; **Econometria Básica**, 2000, 3ª edição.

GUO, X.; JARROW, R.; LIN, H.. **Distressed Debt Prices and Recovery Rates Estimation**, UC at Berkley, 2009.

JANOSI, T.; JARROW, R.; YILDIRIM, Y.. **Estimating Expected Losses and Liquidity Discounts Implicit in Debt Prices**, Journal of Risk, 5 (1), 1 - 38.

LIN, H.. **Distressed Debt Prices and Recovery Rate Estimation**, Cornell University, 2008.

MAKSIMOVIC, V.; PHILLIPS, G.. **Asset Efficiency and Reallocation of Decisions of Bankrupt Firms**, Journal of Finance, 53 (5), 1495 – 1532, 1998.

RCB INVESTIMENTOS. **Banco de Dados**, 2012.

WOLDRIDGE, JEFREY M.; **Introdução à Econometria**, 2010, 1ª edição.