

6 Apresentação dos Resultados

6.1. Introdução

Este capítulo consiste em testar empiricamente o modelo DLI apresentado. Primeiramente, serão analisadas as principais variáveis do modelo e o entendimento de suas dinâmicas; após será testado o modelo para algumas empresas brasileiras que entraram em *default*. É importante ressaltar que essa metodologia não se aplica às empresas estatais brasileiras, pois outros fatores, diferentes da hipótese do modelo, levam as estatais a irem à *default* e obviamente nesta condição não há possibilidade de aquisição.

6.2. Análise de Sensibilidade das principais variáveis

Nesta seção serão abordados de forma ilustrativa os efeitos das principais variáveis no modelo DLI. Conforme colocado nos capítulos anteriores, as variáveis de entrada do modelo DLI:

- I. T: Tempo de Maturação
- II. r: Taxa livre de risco
- III. σ_E : Volatilidade do *equity*
- IV. V_e : Valor de mercado do capital próprio (*equity*)
- V. B: Dívida
- VI. μ : *Drift*

O objetivo desta seção é entender melhor a dinâmica das principais variáveis de entrada e os resultados no modelo DLI. Para isso, serão supostos alguns valores básicos para tais variáveis e, em seguida, serão estipuladas algumas faixas de variação.

Suposições iniciais para as variáveis de entrada do modelo:

- I. Tempo: 1 ano
- II. r : 6% a.a.
- III. Volatilidade do *equity*: 40% a.a.
- IV. *Equity*: \$ 10.000
- V. Dívida: \$ 10.000
- VI. *Drift*: zero

Faixas de variação a serem simuladas para as variáveis de entrada do modelo:

- I. Tempo: Fixo em 1 ano
- II. r : 2% até 10% a.a.
- III. Volatilidade do *equity*: 24% até 56% a.a.
- IV. *Equity*: \$ 6.000 até \$ 14.000
- V. Dívida: \$ 6.000 até \$ 14.000
- VI. *Drift*: Fixo em zero

Somente as variáveis tempo e *drift* permanecerão fixas, pois todos os estudos envolvendo a metodologia de MERTON (1974) para quantificação do risco de crédito utilizam $t=1$ e $\mu=0$.

Serão feitas simulações, no modelo DLI, com duas variáveis oscilando ao mesmo tempo, enquanto as demais variáveis permanecerão fixas.

Simulações com duas Variáveis

	Variável 1	Variável 2
Simulação 1	Taxa Livre de Risco X	Dívida
Simulação 2	Taxa Livre de Risco X	Equity
Simulação 3	Taxa Livre de Risco X	Volatilidade Equity
Simulação 4	Equity X	Dívida
Simulação 5	Equity X	Volatilidade Equity
Simulação 6	Dívida X	Volatilidade Equity

Simulação 1:

Variando Taxa Livre de Risco (r) x Dívida no modelo DLI.

O resultado da simulação utilizando o modelo DLI pode ser encontrado no quadro 3, abaixo:

		Taxa Livre de Risco				
		2%	4%	6%	8%	10%
Dívida	6.000,00	0,009%	0,012%	0,015%	0,018%	0,022%
	8.000,00	0,026%	0,034%	0,044%	0,056%	0,071%
	10.000,00	0,052%	0,069%	0,091%	0,118%	0,152%
	12.000,00	0,083%	0,114%	0,153%	0,204%	0,267%
	14.000,00	0,118%	0,165%	0,228%	0,310%	0,413%

Quadro 2 – Simulação: Matriz de probabilidades de *default's* com duas variáveis taxa livre de risco e dívida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A seguir, as figuras 6 e 7 ilustram o quadro 2 graficamente. É possível identificar que quanto maior a dívida maior o risco de *default*, e quando se aumenta a taxa livre de risco maior ainda será a probabilidade de *default*.

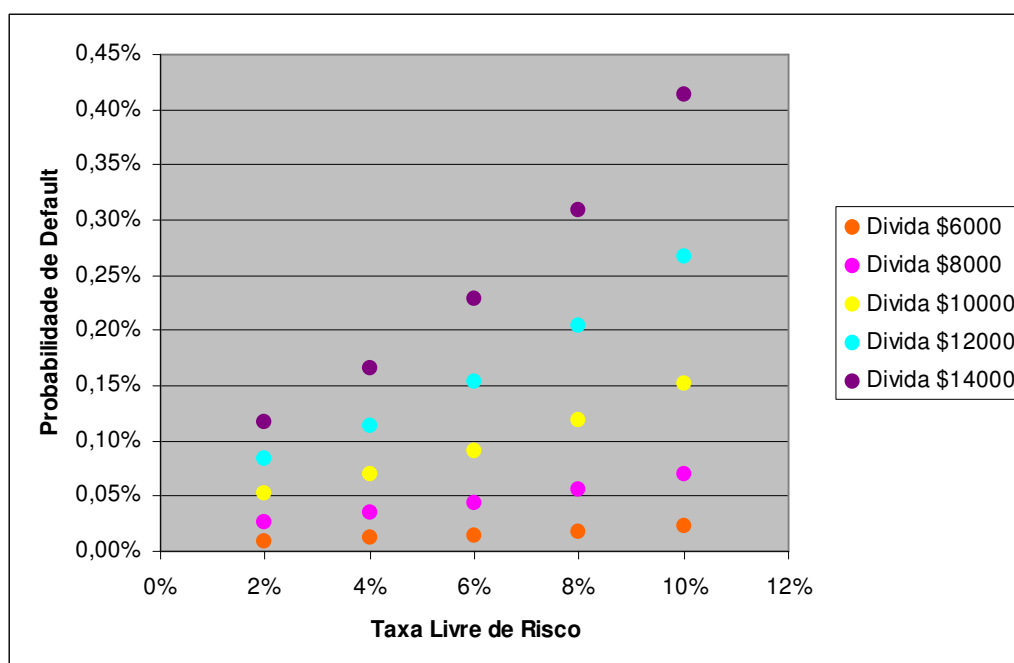


Figura 6 – Simulação: Variação da taxa livre de risco (Rf) x Dívida e o impacto na probabilidade de *default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

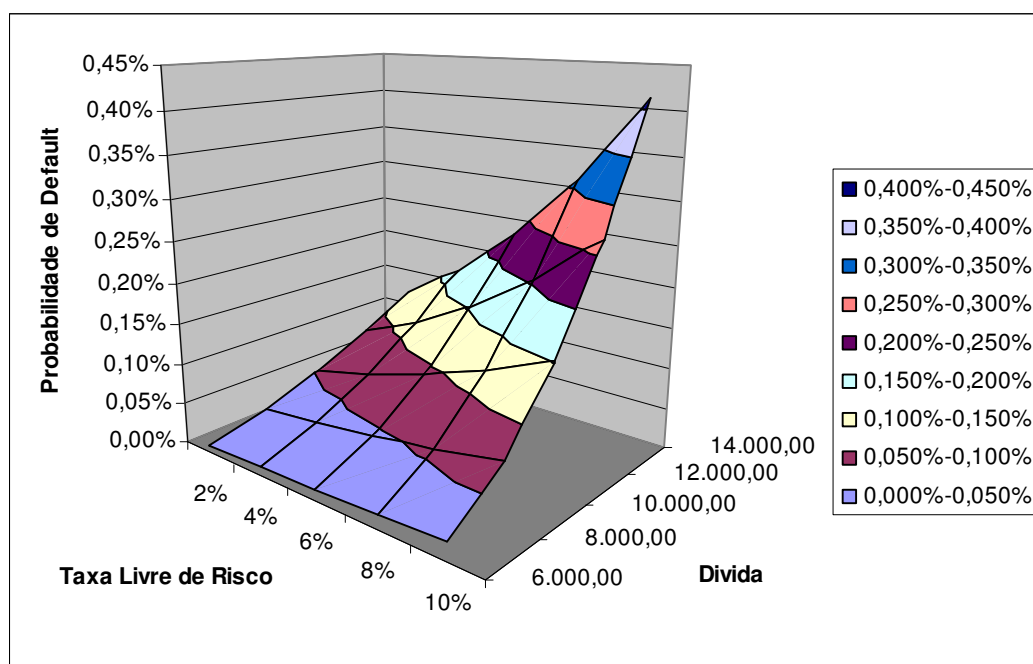


Figura 7 – Visão 3-D da influência da taxa livre de risco e a dívida na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Simulação 2:

Variando Taxa Livre de Risco (r) x valor do *Equity* no modelo DLI.

Na simulação 2 será analisada a probabilidade de *default* variando a taxa livre de risco em conjunto com o valor do *equity*. A seguir estão os resultados:

		Taxa Livre de Risco				
		2%	4%	6%	8%	10%
Equity	Equity \$6000	0,167%	0,243%	0,345%	0,480%	0,655%
	Equity \$8000	0,091%	0,126%	0,171%	0,228%	0,300%
	Equity \$10000	0,052%	0,069%	0,091%	0,118%	0,152%
	Equity \$12000	0,030%	0,039%	0,051%	0,065%	0,082%
	Equity \$14000	0,018%	0,023%	0,029%	0,037%	0,046%

Quadro 3 – Simulação: Matriz de probabilidades de *default's* com duas variáveis taxa livre de risco e o valor do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A seguir, as figuras 8 e 9 ilustra, o quadro 3 graficamente. É possível identificar que quanto menor o valor do *equity* maior o risco de *default*, e quando se aumenta a taxa livre de risco maior ainda será a probabilidade de *default*.

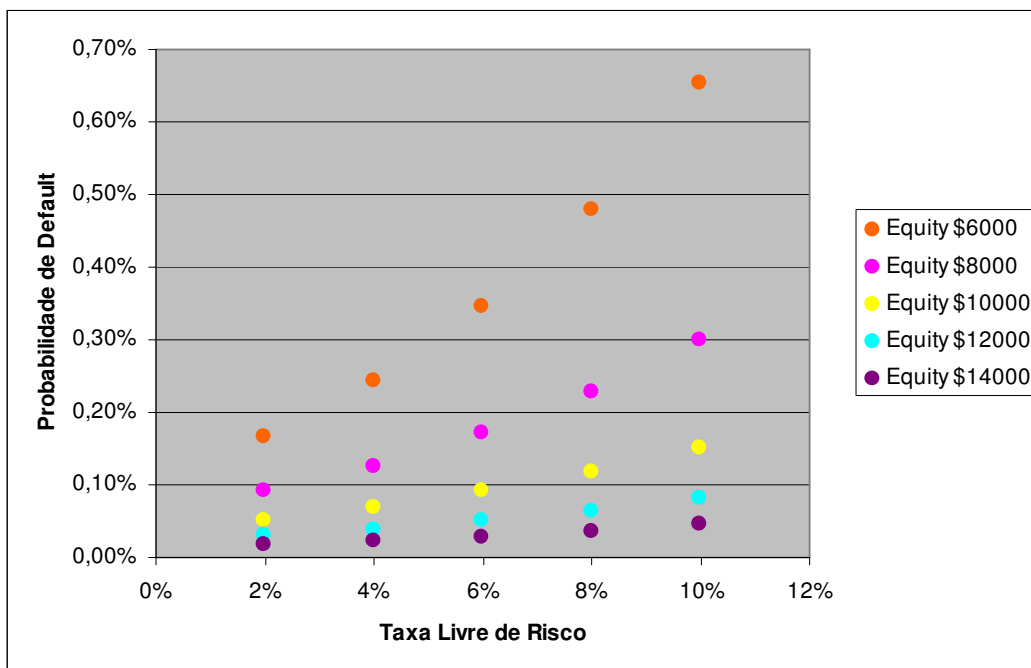


Figura 8 – Simulação: Variação da taxa livre de risco (R_f) e o valor do *Equity* e seu impacto na probabilidade de *default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

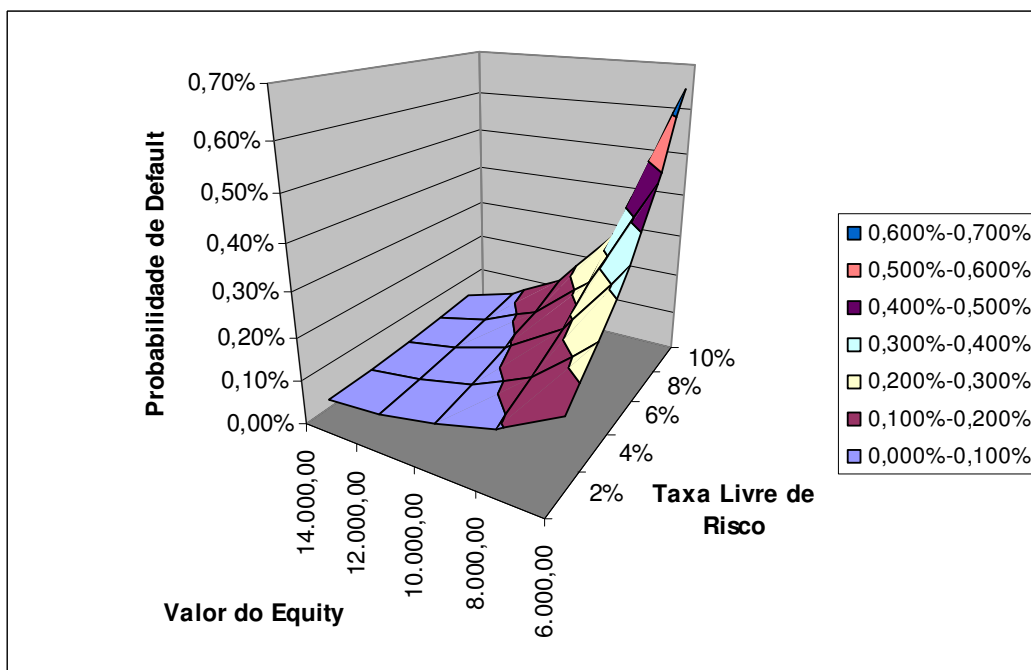


Figura 9 – Visão 3-D da influência da taxa livre de risco e o valor do *Equity* na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Simulação 3:

Variando Taxa Livre de Risco (r) x volatilidade do *Equity* no modelo DLI.

Na simulação 3 será analisada a probabilidade de *default* variando a taxa livre de risco em conjunto com a volatilidade do *equity*. A seguir estão os resultados:

		Taxa Livre de Risco				
		2%	4%	6%	8%	10%
Volatilidade	24%	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%
	32%	0,002%	0,003%	0,004%	0,006%	0,009%
	40%	0,052%	0,069%	0,091%	0,118%	0,152%
	48%	0,354%	0,434%	0,528%	0,636%	0,759%
	56%	1,190%	1,385%	1,600%	1,838%	2,099%

Quadro 4 – Simulação: Matriz de probabilidades de *default's* com duas variáveis taxa livre de risco e a volatilidade do *equity*

Fonte: Elaborado pelo autor.

A seguir, as figuras 10 e 11 ilustram o quadro 4 graficamente. É possível identificar que quanto maior a volatilidade do *equity* maior o risco de *default*, e quando se aumenta a taxa livre de risco maior ainda será a probabilidade de *default*.

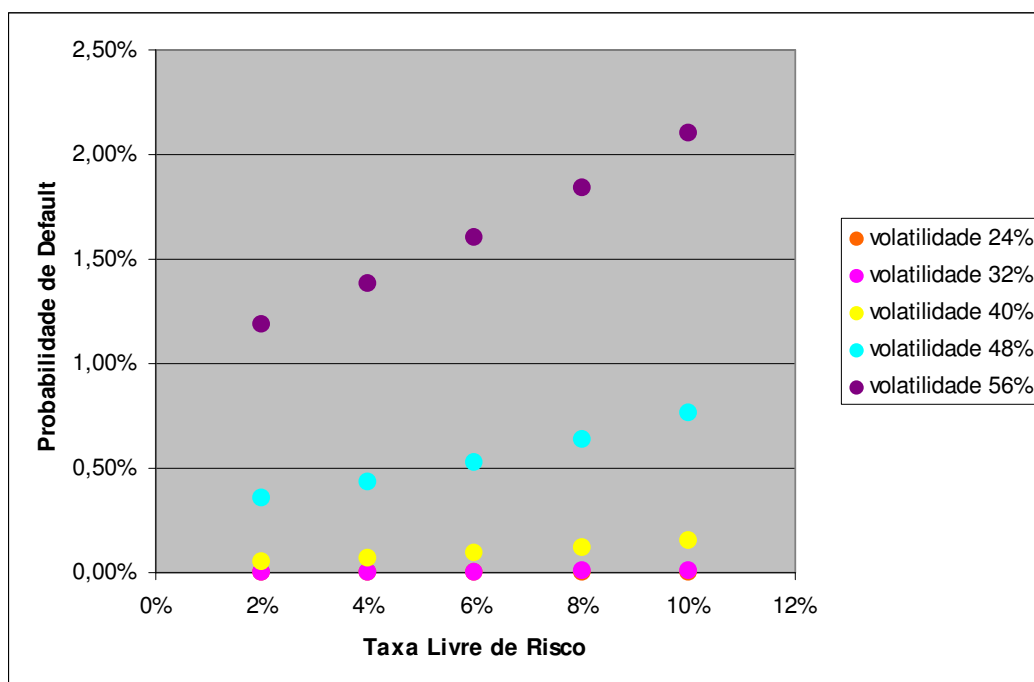


Figura 10 – Simulação: Variação da taxa livre de risco (R_f) e a volatilidade do *Equity* e seu impacto na probabilidade de *default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

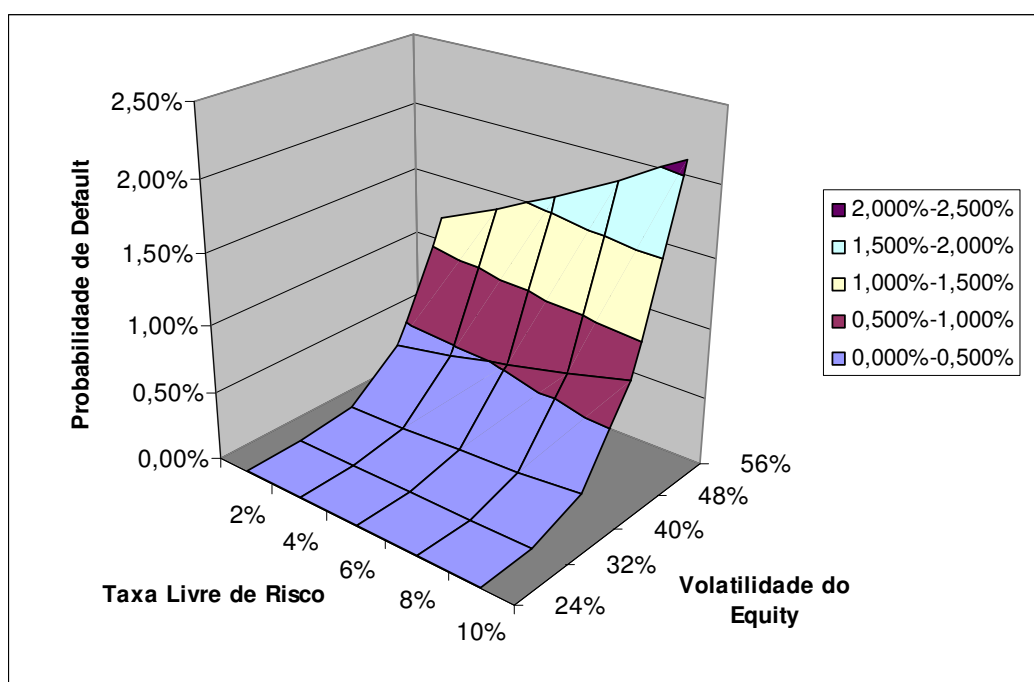


Figura 11 – Visão 3-D da influência da taxa livre de risco e a volatilidade do *Equity* na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor

Simulação 4:

Variando Valor do *Equity* x Valor da Dívida no modelo DLI.

Nesta etapa será analisada a probabilidade de *default* variando conjuntamente o *equity* e a dívida em 40% para cima e para baixo, conforme quadro 5:

		Dívida				
		6.000,00	8.000,00	10.000,00	12.000,00	14.000,00
Equity	6.000,00	0,091%	0,202%	0,345%	0,515%	0,709%
	8.000,00	0,035%	0,091%	0,171%	0,270%	0,384%
	10.000,00	0,015%	0,044%	0,091%	0,153%	0,228%
	12.000,00	0,006%	0,022%	0,049%	0,091%	0,142%
	14.000,00	0,003%	0,012%	0,029%	0,055%	0,091%

Quadro 5 – Simulação: Matriz completa de probabilidades de *default*'s com duas variáveis *equity* e dívida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura 7 ilustra o quadro 4 graficamente:

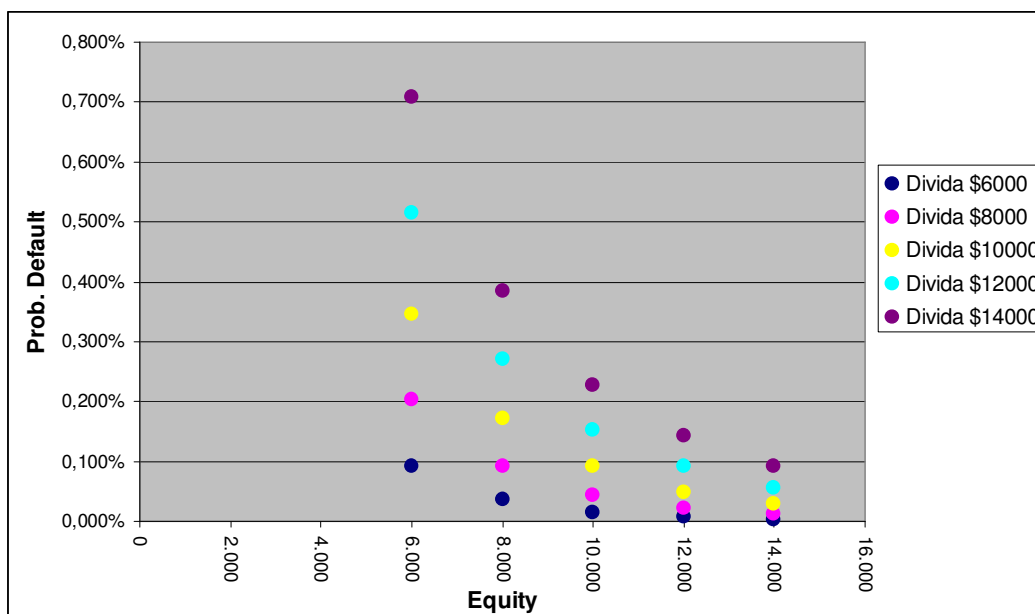


Figura 12 – Influência da variação do *equity* e dívida na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se na figura 12 que quanto maior a dívida, maior será o risco de *default* do agente. Esse já era um resultado esperado e apenas corrobora a eficiência teórica do modelo DLI.

Nas figuras 13 e 14 a interação entre equity e dívida no modelo DLI é mais bem visualizada.

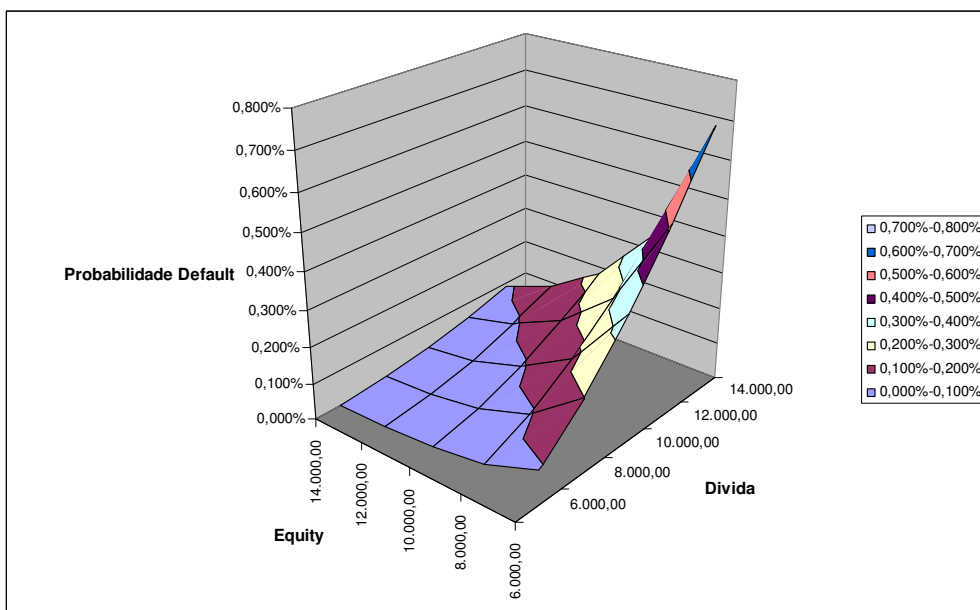


Figura 13 – Visão 3-D da influência do *equity* e dívida na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

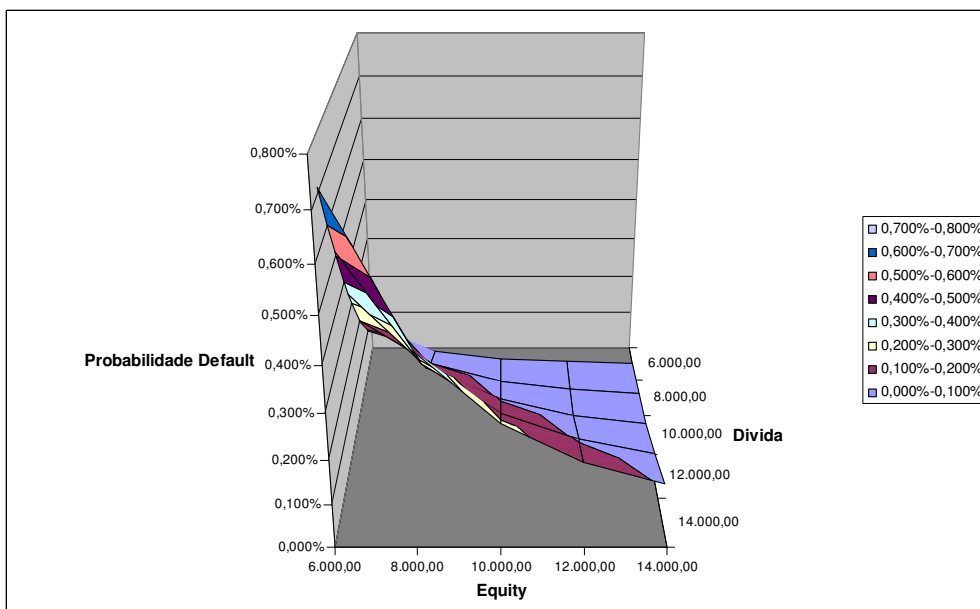


Figura 14 – Outra visão 3-D da influência do *equity* e dívida na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Simulação 5:

Variando Valor do *Equity* x volatilidade do *Equity* no modelo DLI.

Nesta etapa será analisado o efeito da volatilidade do *equity* com o próprio valor do *equity*. Os resultados são apresentados no quadro 6:

		Volatilidade				
		24%	32%	40%	48%	56%
Equity	6.000,00	0,000%	0,032%	0,345%	1,338%	3,197%
	8.000,00	0,000%	0,011%	0,171%	0,818%	2,215%
	10.000,00	0,000%	0,004%	0,091%	0,528%	1,600%
	12.000,00	0,000%	0,002%	0,050%	0,352%	1,186%
	14.000,00	0,000%	0,001%	0,029%	0,240%	0,895%

Quadro 6 – Simulação: Matriz completa de probabilidades de *default's* com duas variáveis valor do *equity* e a volatilidade *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

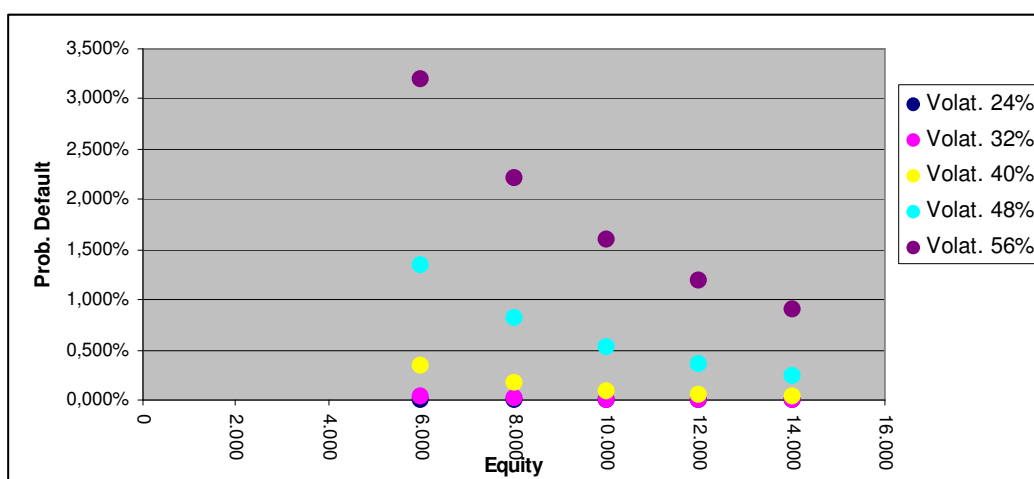


Figura 15 – Influência da variação do *equity* e sua volatilidade na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Neste teste de sensibilidade, variando o *equity* e sua volatilidade, é observado que quanto maior o *equity* menor a probabilidade de *default*. Aliado a isso, a baixa volatilidade do *equity* também baixa o risco de crédito.

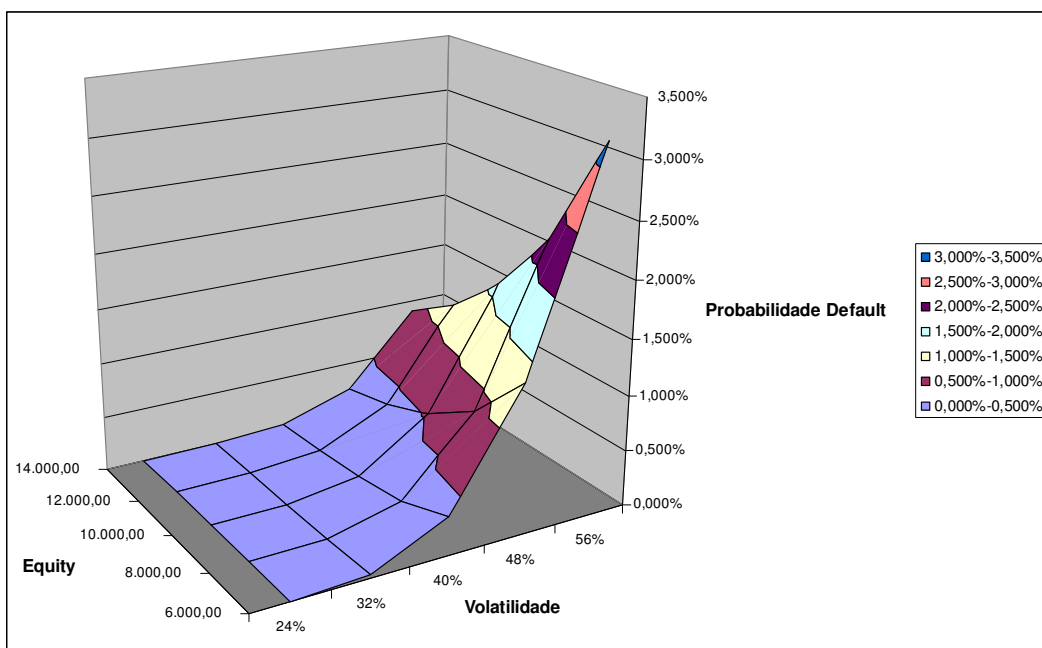


Figura 16 - Visão 3-D da influência do *equity* e sua volatilidade na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Simulação 6:

Variando Volatilidade do *Equity* x valor da Dívida no modelo DLI.

Nesta etapa a dívida e a volatilidade do *equity* serão variadas no modelo DLI. Os resultados das simulações são observáveis no quadro 7.

		Volatilidade				
		24%	32%	40%	48%	56%
Dívida	6.000,00	0,000%	0,000%	0,015%	0,148%	0,628%
	8.000,00	0,000%	0,001%	0,044%	0,319%	1,104%
	10.000,00	0,000%	0,004%	0,091%	0,528%	1,600%
	12.000,00	0,000%	0,009%	0,153%	0,758%	2,094%
	14.000,00	0,000%	0,017%	0,228%	1,002%	2,575%

Quadro 7 – Simulação: Matriz completa de probabilidades de *default* 's com duas variáveis (dívida e volatilidade *equity*).

Fonte: Elaborado pelo autor.

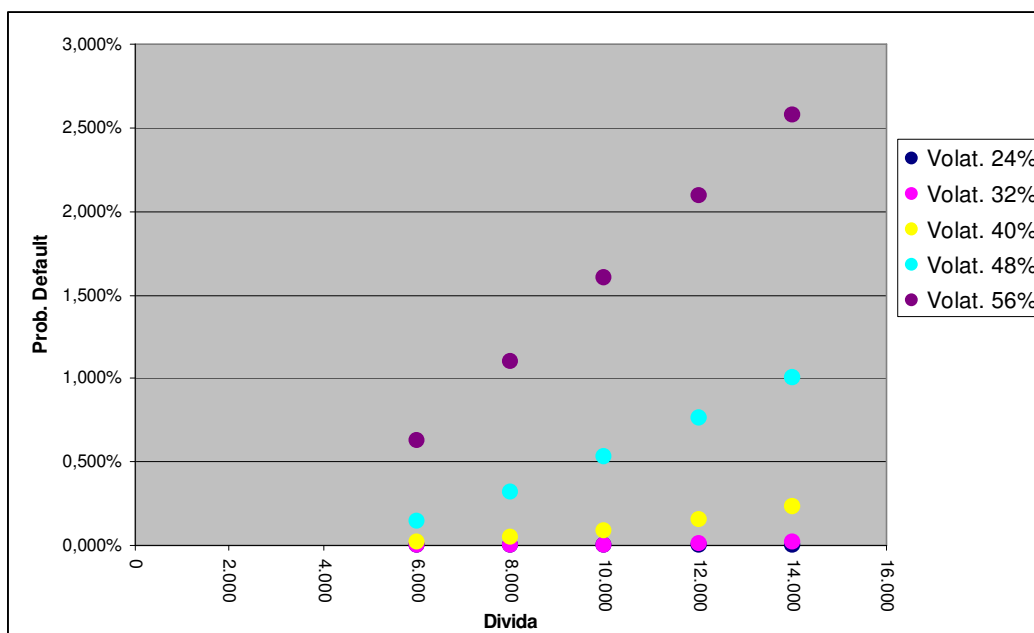


Figura 17 – Influência da variação da dívida e volatilidade do *equity* na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nas figuras 17 e 18 fica explícito que o aumento do montante da dívida em uma empresa aumenta a sua probabilidade de *default*. Conjuntamente, o aumento da volatilidade do *equity* aumenta ainda mais a probabilidade de *default* de uma empresa.

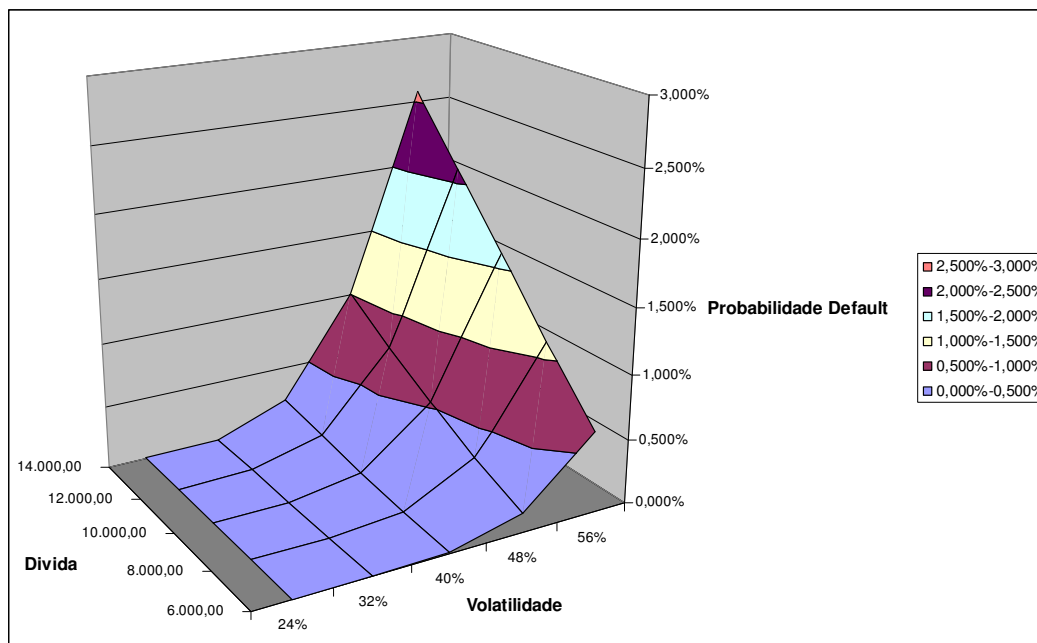


Figura 18 - Visão 3-D da influência da dívida e volatilidade do *equity* na Probabilidade de *Default*.

Fonte: Elaborado pelo autor

Esta seção teve o objetivo de apresentar os principais *drivers* da modelagem e suas interações. Para passar uma visão intuitiva foram elaboradas as análises de sensibilidade para capturar os efeitos das variações dos principais *drivers* e seu impacto na probabilidade de *default* de uma empresa.

Alguns pontos-chave:

- I. Quanto maior o *equity* menor a Probabilidade de *Default*, e vice-versa.
- II. Quanto menor a dívida menor a Probabilidade de *Default*, e vice-versa.
- III. Quanto maior a volatilidade maior será a Probabilidade de *Default*, e vice-versa.
- IV. Quanto maior a taxa livre de risco maior a Probabilidade de *Default*, e vice-versa.

6.3. Casos Práticos

Na parte prática desta dissertação será analisada a probabilidade de *default* para algumas empresas que realmente entraram em *default* no Brasil. As empresas brasileiras avaliadas serão: a Mesbla S.A. e a empresa Lorenz S.A.

Mesbla S.A.

As ações da Mesbla pararam de ser negociadas em julho de 1996, portanto, para a simulação do risco de crédito esta será a data final da análise, enquanto o início será dezembro de 1994. Para as cotações serão utilizados os preços de fechamento diário da Mesbla PN em dólares. A taxa livre de risco utilizada foi a t-bill americano acrescida do prêmio de risco país (EMBI+ Brasil calculado pelo Banco JP Morgan), como melhor *proxy* da Rf. Abaixo a evolução dos preços da ação e sua volatilidade.



Figura 19 – Evolução do preço em dólares da ação da Mesbla

Fonte: Economática.

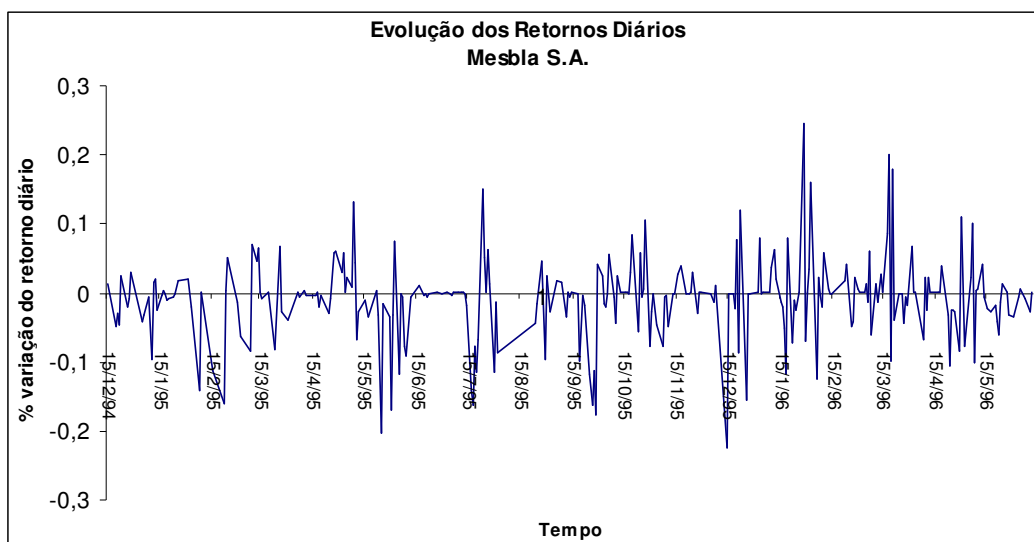


Figura 20 – Evolução dos retornos diários da Mesbla S.A.

Fonte: Economática.

Conforme visto no capítulo 3, a estrutura de capital da empresa, no modelo DLI, se divide em *equity* (ações) e dívida. Será utilizado como dívida, conforme recomendação KMV e VASSALOU e XING (2004), todo o passivo de curto prazo mais 50% do passivo de longo prazo. Serão consideradas não só as dívidas onerosas, mas também as dívidas não onerosas.

O quadro 8 mostra a evolução em U\$ (mil) da dívida da Mesbla S.A.:

U\$ (mil)			
Debt	Curto Prazo	Longo Prazo	Total Debt – KMV / DLI
31/12/1993	260.198,00	72.434,00	296.415,00
31/12/1994	425.934,00	86.145,00	469.006,50
31/12/1995	497.547,00	216.259,00	605.676,50
31/12/1996	929.400,00	160.112,00	1.009.456,00

Quadro 8 – Evolução em U\$ da dívida da Mesbla S.A.

Fonte: Economática.

Como não havia demonstrações financeiras por trimestre foi utilizada uma relação linear simples para encontrar a evolução trimestral da dívida. A divisão por trimestre será o padrão utilizado nas simulações desta dissertação.

A estimação da volatilidade é um ponto de suma importância para o desenvolvimento interativo da modelagem DLI, e com essa idéia foi tomada prudência na escolha do modelo para previsão da volatilidade. Para isso será

adotada para a Mesbla a modelagem da volatilidade por GARCH, EWMA e Janela Histórica. Assim, será analisado o impacto de cada metodologia na quantificação do risco de *default*.

Abordagem Janela Histórica¹⁹:

Primeiramente, será analisada a volatilidade histórica utilizando janelas de tempo. Este é o modelo mais simples e intuitivo: a volatilidade é definida como o desvio padrão amostral observado nos últimos k dias. Foram testados quatro valores para k , sendo eles 40, 60, 90 e 120 dias de pregão.

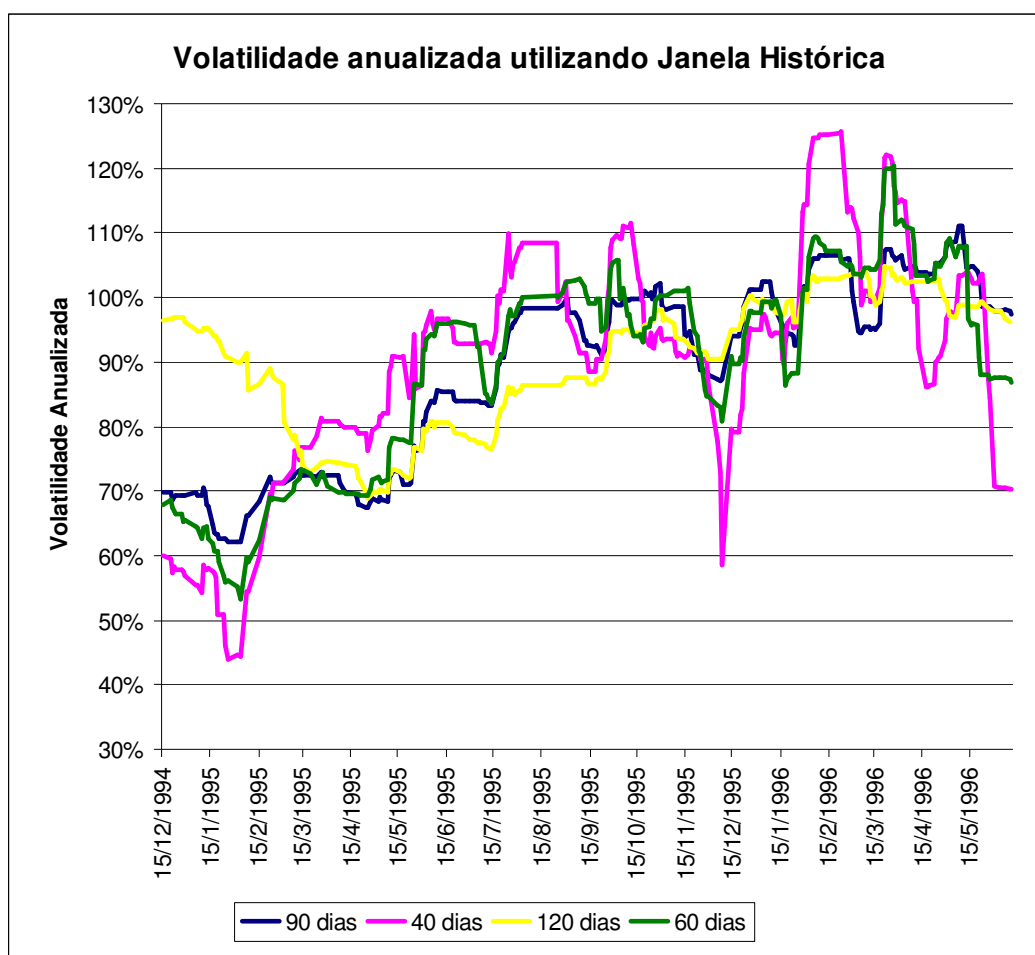


Figura 21 – Volatilidade Anualizada utilizando Janela Histórica de 40, 60, 90 e 120 dias.

Fonte: Elaborado pelo autor.

¹⁹ A base original dos dados está em dias, mas para a avaliação do risco de crédito, será utilizada a volatilidade anualizada, ou seja, volatilidade diária x raiz(252).

Pela figura 21, a volatilidade anualizada que utiliza uma série histórica de 40 dias (série ROSA) é relativamente nervosa, e conforme se aumenta a quantidade de dados na série, a volatilidade anualizada vai ficando mais comportada. Há de ser feita uma pequena ressalva para a série de 120 dias que por ter pego dados muito antigos, acabou distorcendo o início da série.

Com todas as variáveis à mão, serão colocadas agora no modelo DLI. É importante ressaltar que, a cada dia está se estimando a probabilidade de uma empresa entrar em *default* dado um conjunto de parâmetros, no período de 252 dias à frente.

Abaixo está o gráfico mostrando a evolução da probabilidade de *default*.

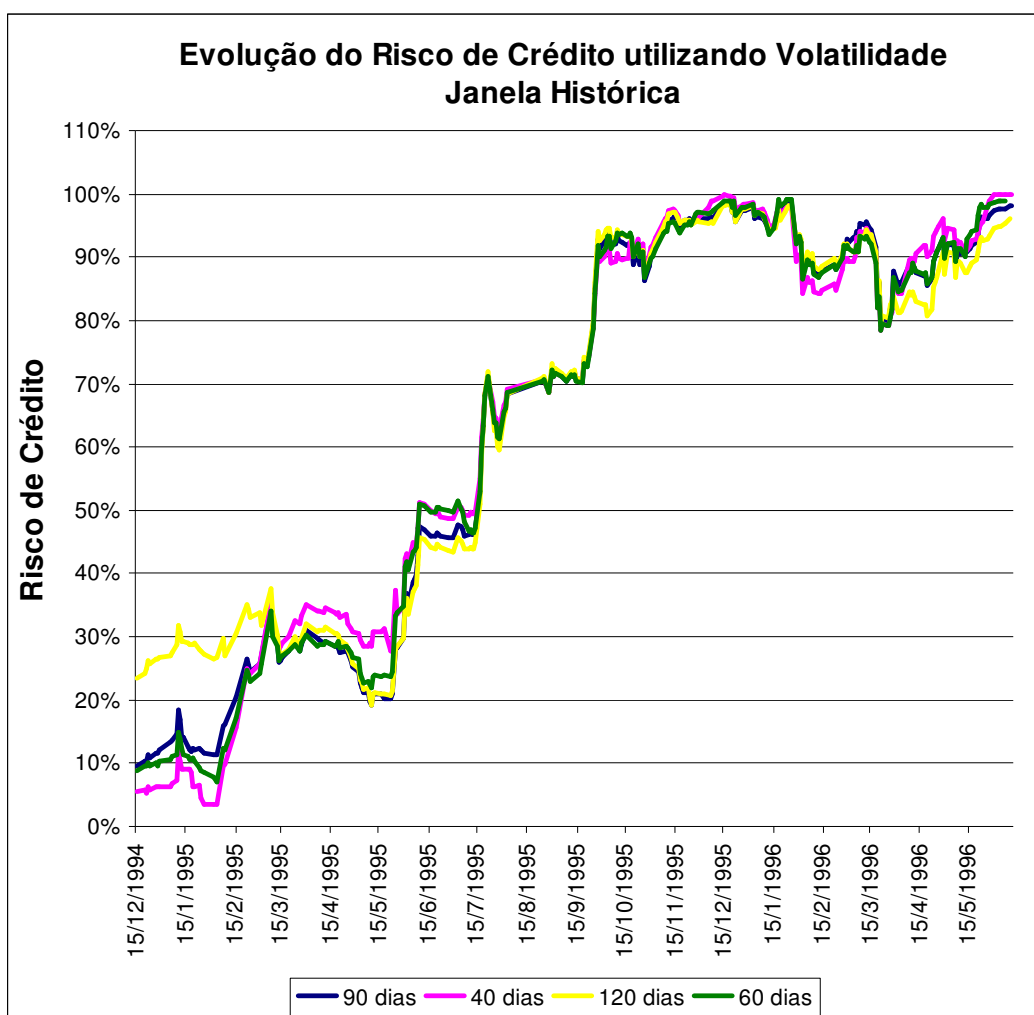


Figura 22 – Evolução do Risco de Crédito utilizando volatilidade com Janela Histórica 40, 60, 90 e 120 dias.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela figura 22, independente da série histórica da volatilidade, o risco de crédito calculado pelo método DLI possui uma tendência central.

A partir de janeiro de 1995, nota-se um aumento na probabilidade de *default* e em fevereiro de 1995 ultrapassa a barreira dos 20% de probabilidade de *default*. Após esse ponto, a probabilidade se mantém sempre superior a 20%.

Ao nível de comparação, a KMV classifica com D (*default*) uma firma com EDF²⁰ de 20% e AAA com EDF de 0,02%. Porém, apesar da probabilidade que é calculada não ser exatamente igual à calculada pela KMV, elas guardam relações fortes. Em primeiro lugar, a forma como foi estimado o valor dos ativos é exatamente igual à KMV e, em segundo, apesar de calculada a probabilidade teoricamente²¹ e a KMV empiricamente, elas significam o mesmo, ou seja, a probabilidade de *default* de hoje é a mesma para daqui a um ano²².

²⁰ *Expected Default Frequency* - É a probabilidade empírica, de hoje a daqui um ano, do que uma firma Americana vá a *default*. Ver KEALHOFER (2003)

²¹ Para isso assumem-se algumas hipóteses que a KMV não faz. Por exemplo, assume-se que o *log* dos ativos é um movimento Browniano Geométrico. Apesar de ser uma hipótese forte, sem ela não se pode usar esse *approach* teórico.

²² A KMV e DLI também dão liberdade para utilizar outros horizontes de tempo, mas como foi visto no capítulo 3, o prazo de 1 (ano) é largamente utilizado.

A figura 23 compara a evolução do valor do *equity* contra o risco de crédito utilizando volatilidade com janela histórica de 60 dias.

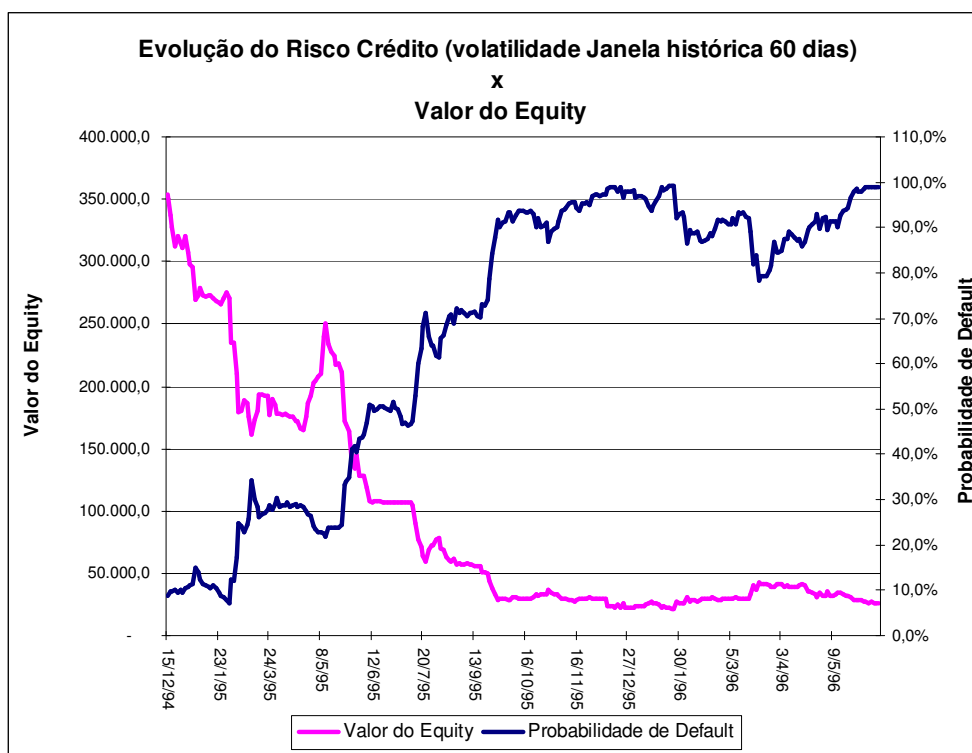


Figura 23 – Evolução do risco de crédito utilizando volatilidade com Janela Histórica 60, contra o valor de mercado do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Abordagem GARCH (*Generalized Autoregressive Heteroskedastic*):

Com o intuito de aperfeiçoar o cálculo do risco de crédito utilizando o DLI, será abordada a volatilidade utilizando a metodologia GARCH.

Este modelo, desenvolvido por Bollerslev 1986, é amplamente utilizado em Finanças, especialmente na modelagem de séries de retornos. Os retornos são da forma $X_t = V_t U$, onde U_t tem distribuição independente normal padronizada e o desvio padrão condicional é função determinística dos retornos passados o qual é dado pela equação 4.1:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i x_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \hat{\sigma}_{t-j}^2 \quad \text{com } \omega > 0; \alpha_i, \beta_j \geq 0; \alpha + \beta < 1 \quad (4.1)$$

x_{t-i} - retorno do dia $t-i$

$\hat{\sigma}_{t-j}$ - volatilidade estimada para o dia $t-j$

α_i , β_j , ω – parâmetros fixos recalculados com entrada de dados novos

Utiliza-se para modelar a volatilidade o modelo GARCH (1,1), conforme DUARTE e MENDES (1998) indicam como melhor modelo para estimação de volatilidade no mercado brasileiro.

O processo para encontrar a volatilidade anualizada pelo método GARCH utilizou uma abordagem iterativa, ou seja, a cada dia um novo dado entrava e novos parâmetros ω , α e β eram encontrados. Os resultados podem ser visualizados pela figura 24:

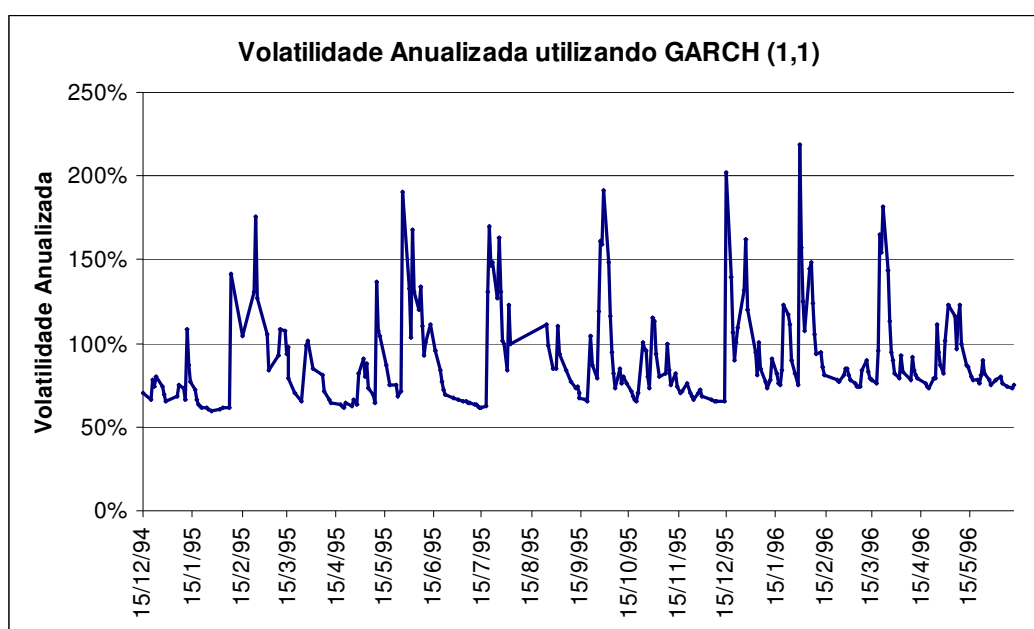


Figura 24 – Evolução da volatilidade anualizada utilizando GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

Quando é realizado esse processo iterativo torna-se mais real a simulação, já que se utilizam dados que algum analista à época teria em mão para calcular a probabilidade de *default* da empresa dia-a-dia.

Antes de prosseguir na análise da probabilidade de *default* da Mesbla S.A., serão abordadas, com mais detalhes, a evolução e a distribuição dos parâmetros ω , α e β da modelagem GARCH (1,1).

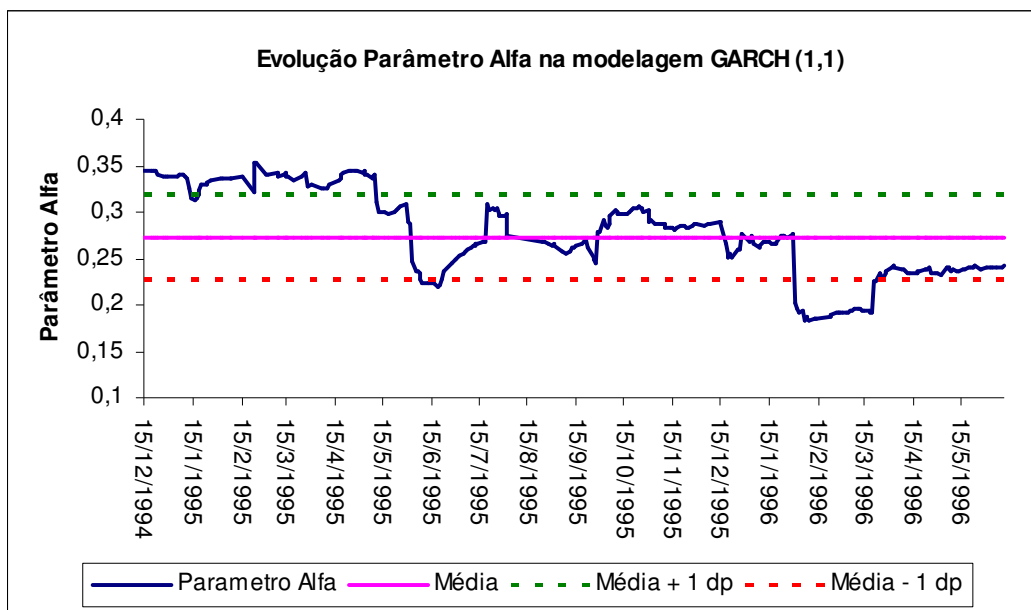


Figura 25 – Evolução do Parâmetro Alfa na modelagem GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

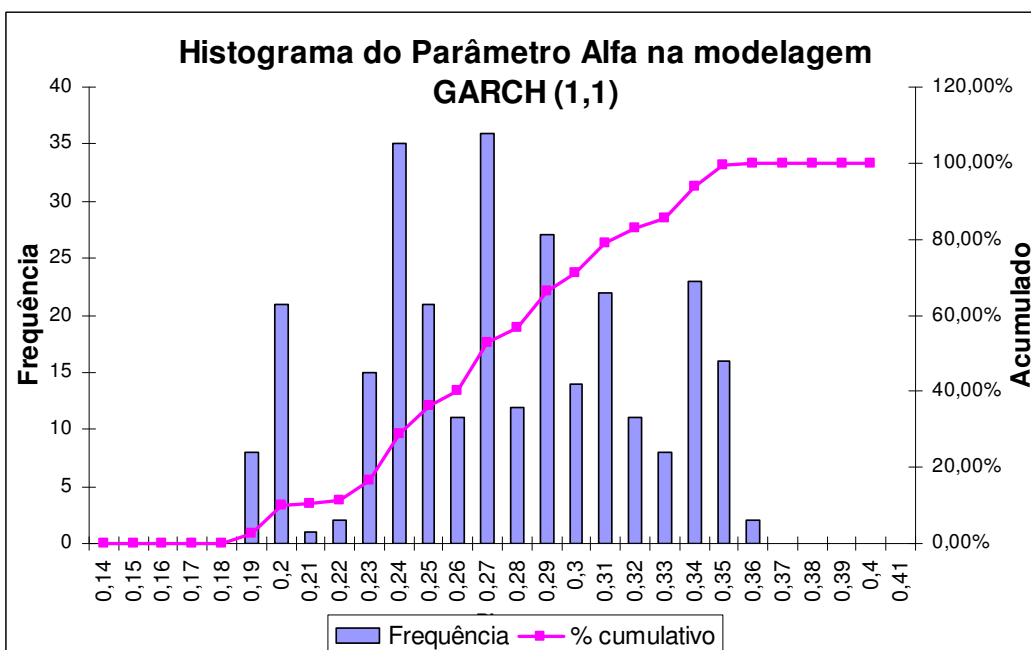


Figura 26 – Histograma do Parâmetro Alfa na modelagem GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 26, identifica-se a distribuição regular do parâmetro Alfa, enquanto na figura 29 identifica-se uma tendência na evolução do parâmetro Alfa ao longo do tempo.

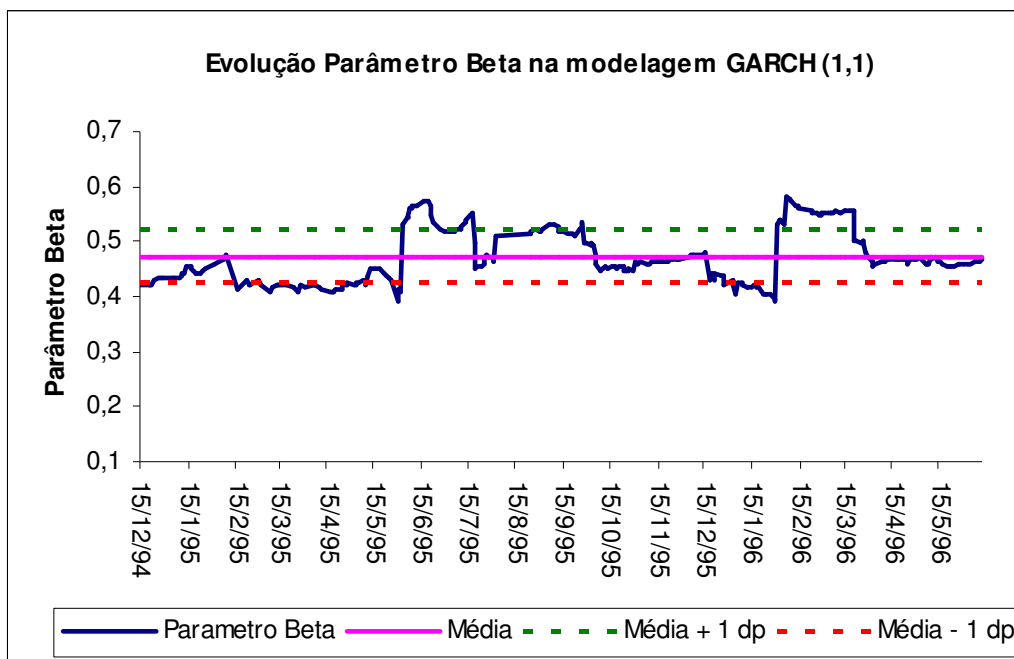


Figura 27 – Evolução do Parâmetro Beta na modelagem GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

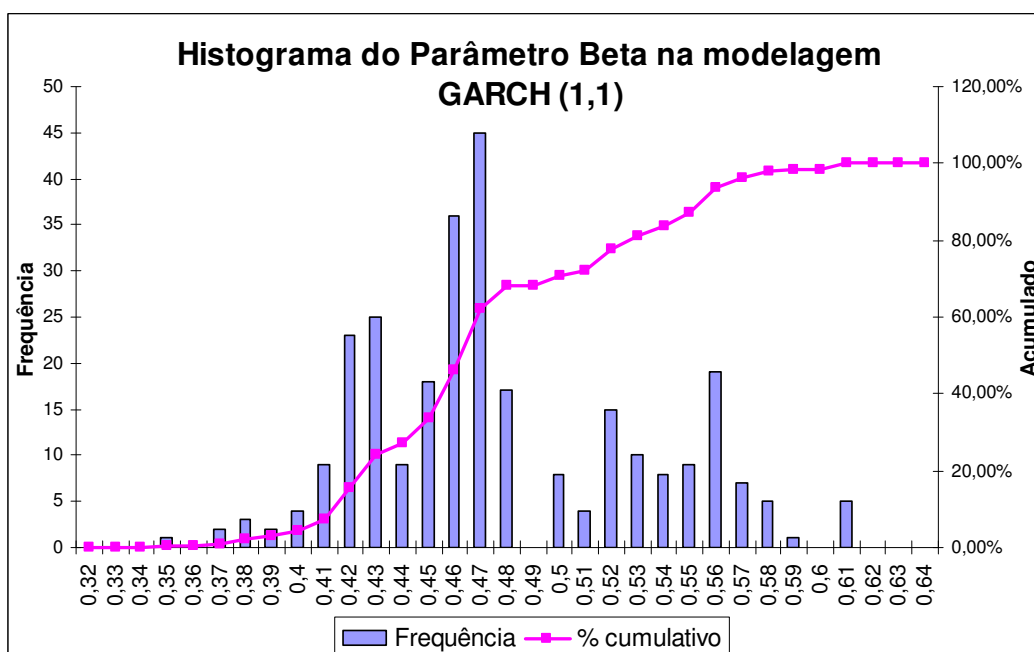


Figura 28 – Histograma do Parâmetro Beta na modelagem GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 27, identifica-se a distribuição irregular do parâmetro Beta, enquanto na figura 28 identifica-se uma tendência na evolução do parâmetro Beta ao longo do tempo.

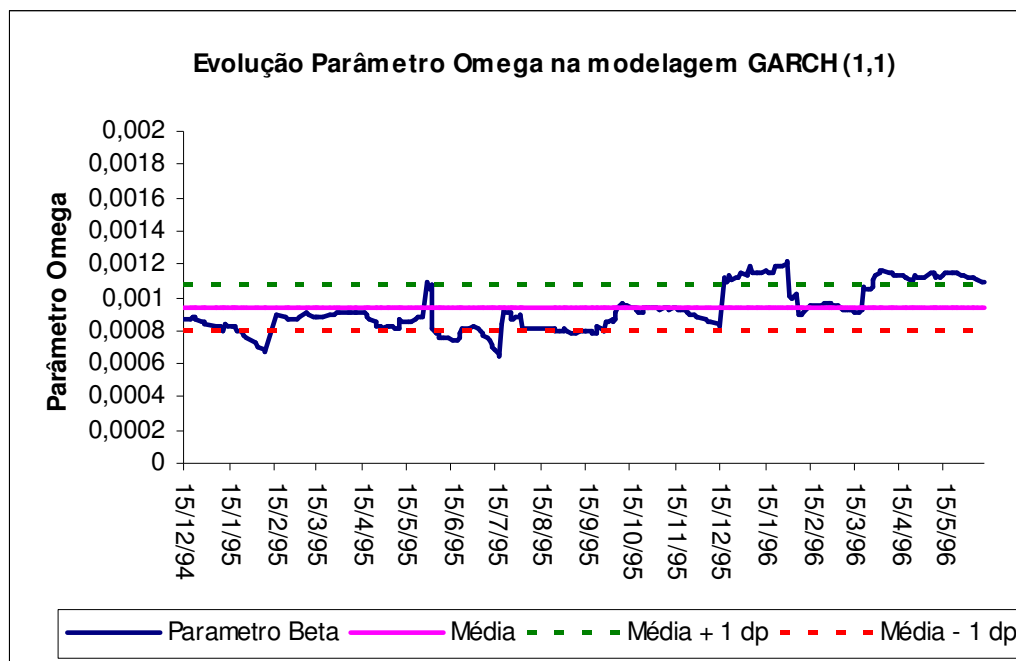


Figura 29 – Evolução do Parâmetro Omega na modelagem GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

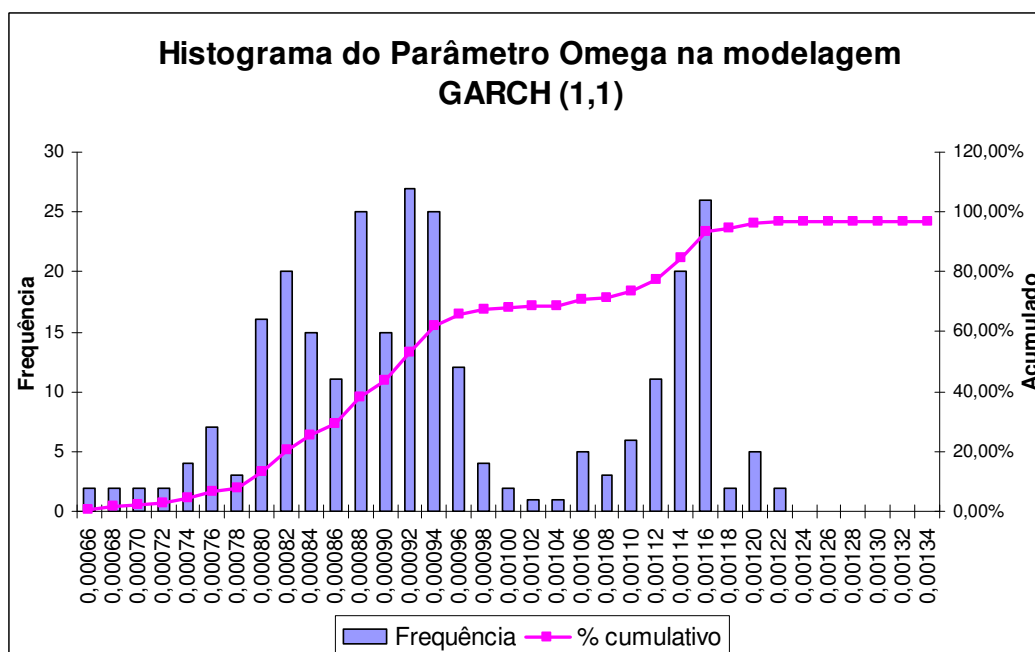


Figura 30 – Histograma do Parâmetro Omega na modelagem GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 30, não há um padrão na distribuição dos valores calculados do parâmetro Omega. Enquanto isso, na figura 29, identifica-se uma tendência comportada na evolução do parâmetro Omega ao longo do tempo, principalmente devido ao fato de que grande parte dos resultados fica dentro do *range* de 1 DP.

Abaixo, eis o gráfico do risco de crédito utilizando a volatilidade anualizada com abordagem GARCH (1,1):

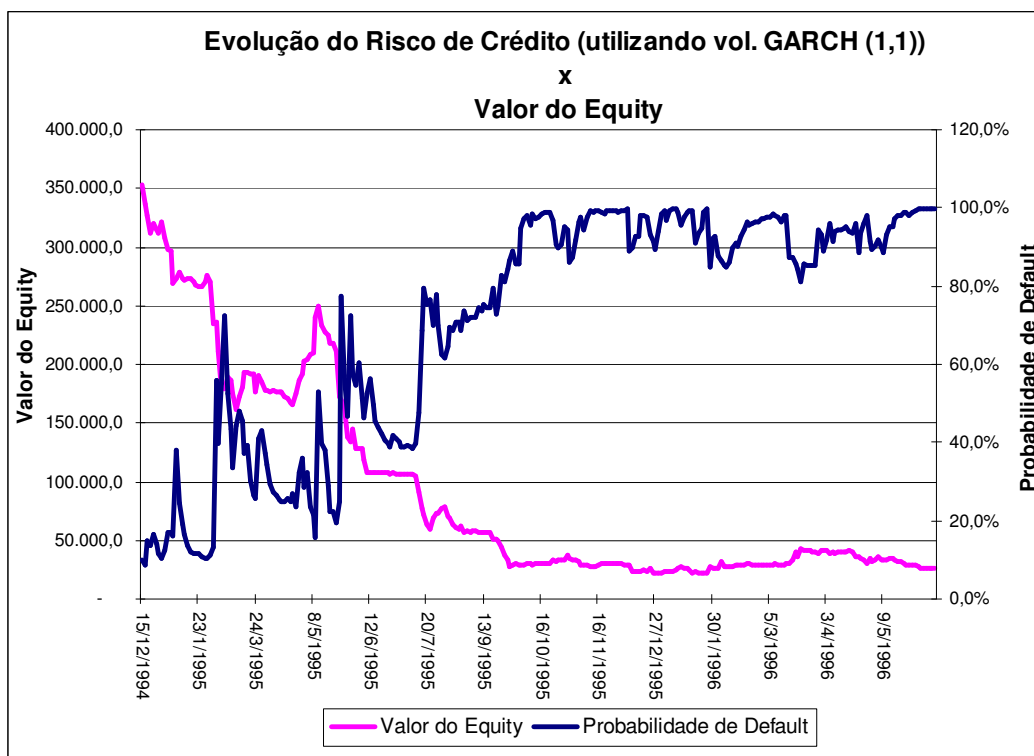


Figura 31 – Risco de crédito utilizando volatilidade anualizada por GARCH (1,1) contra o valor de mercado do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados encontrados são extremamente voláteis, como visto na figura 31, e não demonstram resultados comportados, como os encontrados utilizando volatilidade com janela histórica.

Isso se deve à característica da modelagem GARCH que dá pesos geometricamente decrescentes às observações passadas, ou seja, movimentos bruscos recentes são incorporados rapidamente à volatilidade. Ao contrário, da modelagem da janela de tempo que dá pesos iguais às observações passadas, os quais movimentos bruscos recentes do mercado não possuem tanta relevância na volatilidade calculada.

Abordagem EWMA:

Uma outra abordagem para a modelagem da volatilidade é utilizar o amortecimento exponencial do retorno quadrado. O método computa o desvio padrão amostral dando mais peso às observações mais recentes, conforme a modelagem GARCH, mas possui uma formulação mais simples:

$$\hat{\sigma}_t^2 = (1 - \theta)x_{t-1}^2 + \theta \hat{\sigma}_{t-1}^2 \quad (4.2)$$

$\hat{\sigma}_t$ - volatilidade estimada para o dia t

x_{t-1} - retorno do dia $t-1$

θ - parâmetro, $0 < \theta < 1$

Através de substituições sucessivas das previsões passadas de volatilidade, chega-se a:

$$\hat{\sigma}_t^2 = (1 - \theta)(x_{t-1}^2 + \theta x_{t-2}^2 + \theta^2 x_{t-3}^2 + \dots) \quad (4.3)$$

Percebe-se que a volatilidade ao quadrado é a média ponderada dos retornos ao quadrado passados, que os pesos decrescem numa progressão geométrica e também que a soma dos pesos tende para a unidade.

O parâmetro θ é recursivo, ou seja, a previsão baseia-se na previsão anterior e na inovação mais recente. A cada passo na série o parâmetro θ é escolhido de maneira a minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre o quadrado do retorno e o quadrado da volatilidade prevista para o período.

A volatilidade anualizada utilizando EWMA com parâmetros recalculados a cada instante ficou com a seguinte configuração disposta na figura 32:

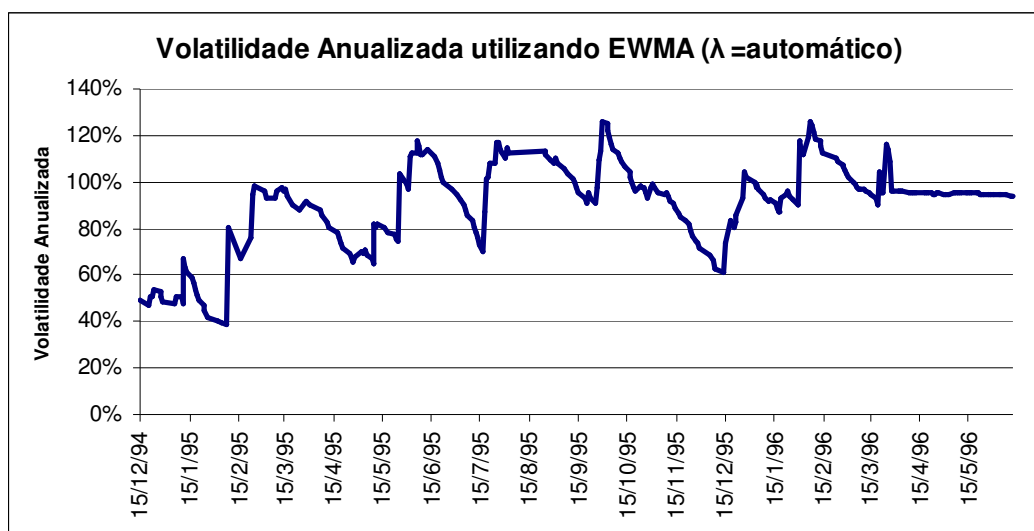


Figura 32 – Evolução da volatilidade anualizada utilizando EWMA com parâmetros calculados automaticamente.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em seguida, na figura 33, o risco de crédito da Mesbla S/A utilizando volatilidade EWMA:

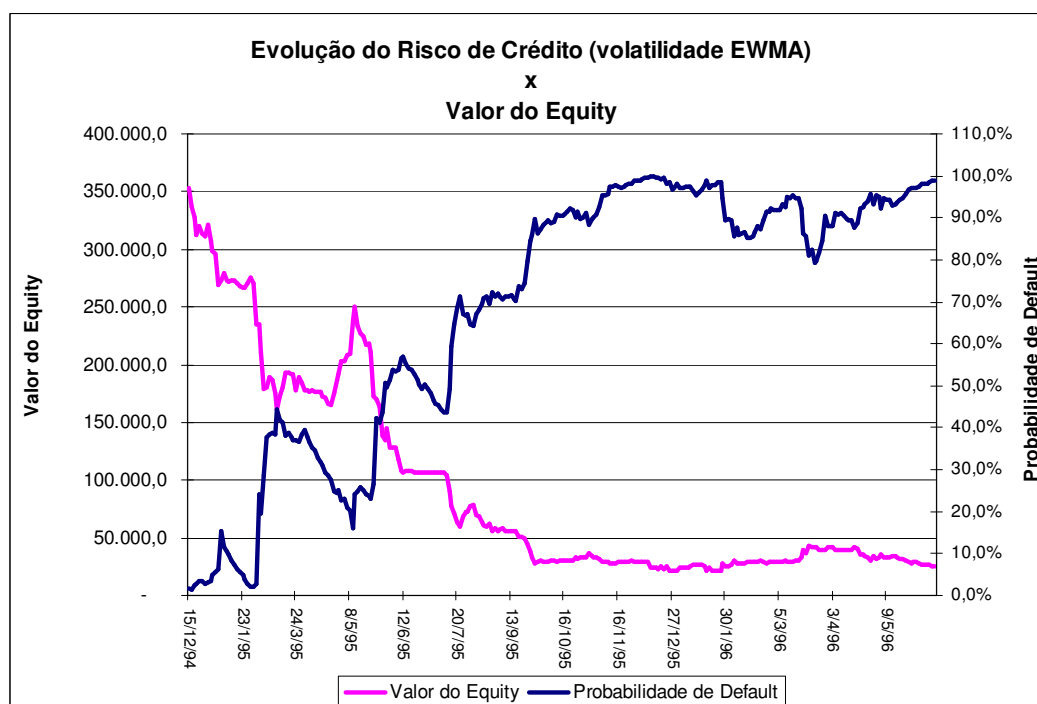


Figura 33 – Evolução do Risco de crédito utilizando volatilidade anualizada por EWMA contra o valor de mercado do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A seguir será analisada a evolução do risco de crédito da Mesbla S/A com o parâmetro θ fixo em 0,94. O RiskMetrics²³ utiliza a modelagem EWMA para fazer previsão da volatilidade, e fixa o parâmetro θ para 0,94.

A importância de se fazer essa comparação, entre o parâmetro automático e o parâmetro fixo, está no fato de que o mercado financeiro utiliza em larga escala esse parâmetro de 0,94. Contudo, o uso deste parâmetro fixo necessita de cautela no Brasil, pois ele foi encontrado para o mercado norte-americano, onde a volatilidade das ações é muito menor do que no Brasil.

Todavia, foi encontrada a volatilidade utilizando EWMA com parâmetro fixo de 0,94 e compara-se à volatilidade EWMA com parâmetros automáticos, conforme figura 34.

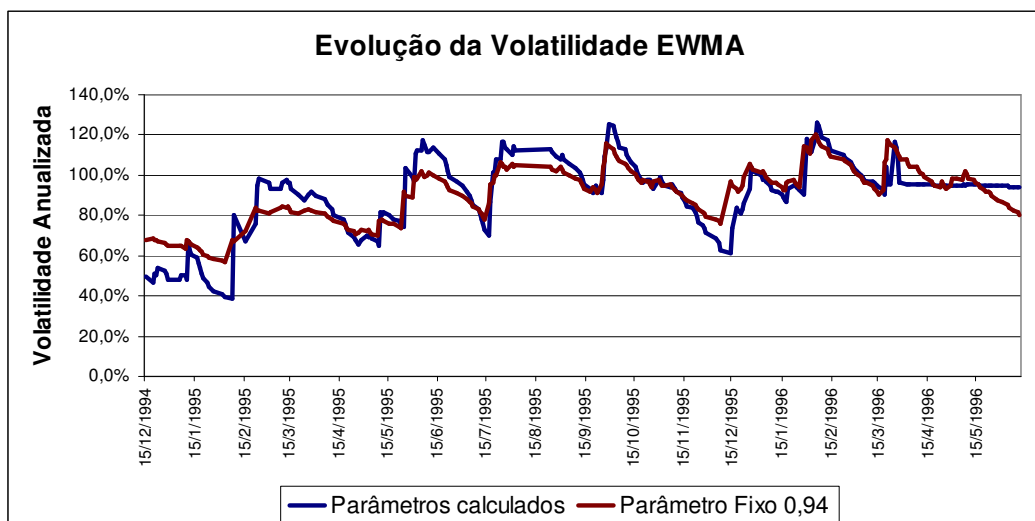


Figura 34 – Evolução da volatilidade anualizada utilizando EWMA com parâmetros calculados automaticamente contra EWMA com parâmetro fixo 0,94.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela figura 34, não há grandes diferenças entre a modelagem EWMA que utilizou parâmetro fixo e a que utilizou parâmetros calculados.

Na figura 35, foi calculado o risco de crédito da Mesbla S/A utilizando-se volatilidade EWMA com parâmetro calculado (otimizado) e parâmetro fixo 0,94:

²³ Para mais detalhes sobre a metodologia, veja o *RiskMetrics Technical Document* do J.P. Morgan (1996)

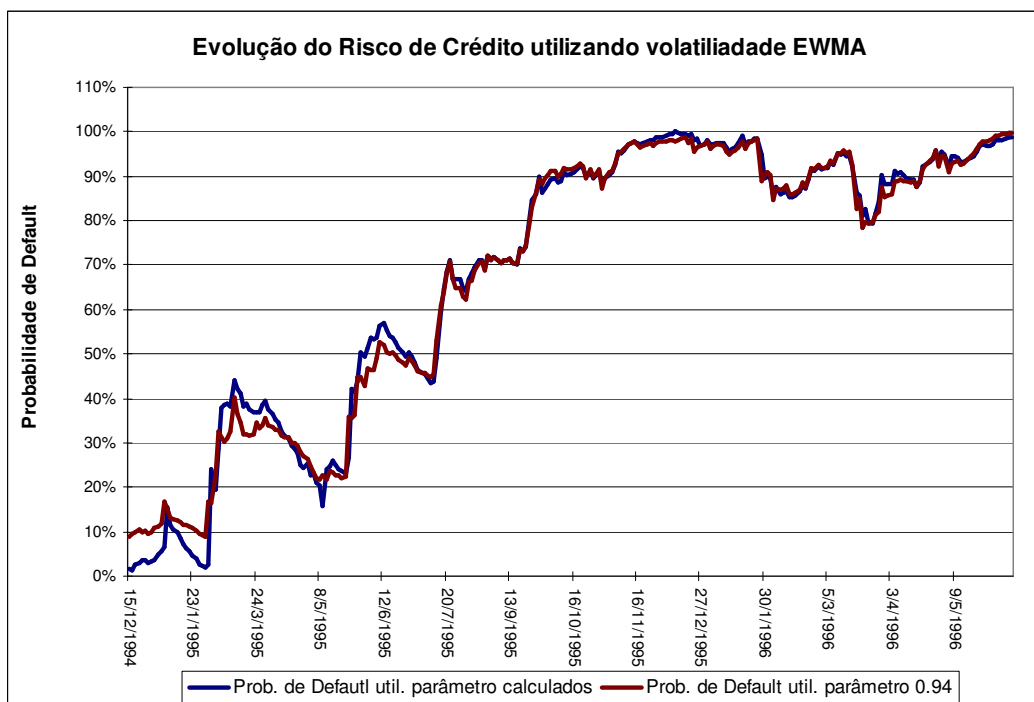


Figura 35 – Evolução do Risco de crédito utilizando volatilidade anualizada por EWMA com parâmetro automático contra Risco de crédito utilizando volatilidade anualizada EWMA com parâmetro fixo de 0,94.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Lorenz:

A empresa Lorenz S.A. entrou em processo de falência no dia 26/07/2000. Mas bem antes desta data já se visualizavam alterações no seu padrão histórico de risco de crédito.

Um ano e meio antes de sua falência, a empresa emitiu uma debênture com vencimento em 2004, e se fosse utilizada a modelagem DLI para quantificar o risco de crédito, o mercado não compraria essa operação. Portanto, essa modelagem seria uma ferramenta muito interessante para quantificação e tomada de decisão.

A mesma metodologia utilizada na Mesbla S.A. para encontrar a evolução da probabilidade de *default* será seguida para empresa Lorenz. Para o cálculo da volatilidade será utilizada a abordagem com janela histórica, GARCH (1,1) e EWMA.

Abordagem Janela Histórica:

Conforme já visto no exemplo da Mesbla, este é o modelo mais simples e intuitivo: a volatilidade é definida como o desvio padrão amostral observado nos últimos k dias. Foram testados quatro valores para k , sendo eles 40, 60, 90 e 120 dias de pregão.

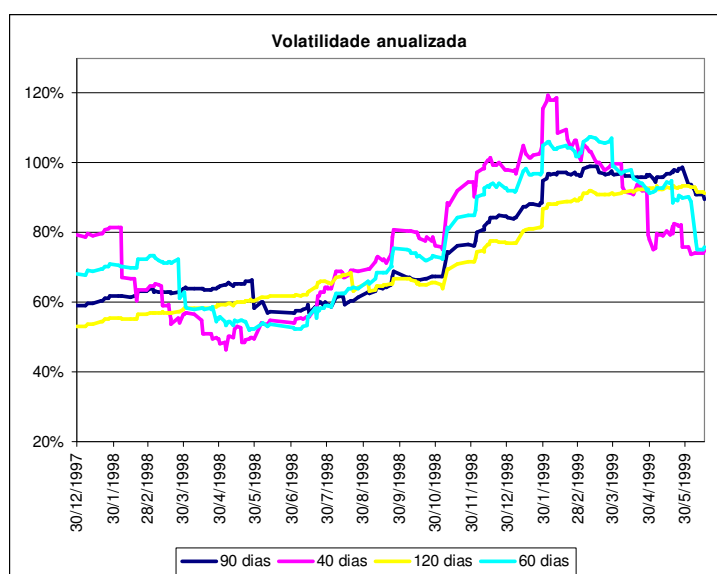


Figura 36 – Volatilidade Anualizada utilizando Janela Histórica para 40, 60, 90 e 120 dias.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Igual ao caso da Mesbla, há oscilações altas para janelas com menor prazo do que janelas de maior prazo.

Com todas as variáveis à mão, serão agora colocadas no modelo DLI. Lembra-se que a cada dia está se estimando a probabilidade de uma empresa entrar em *default* dado um conjunto de parâmetros, no período de 252 dias à frente.

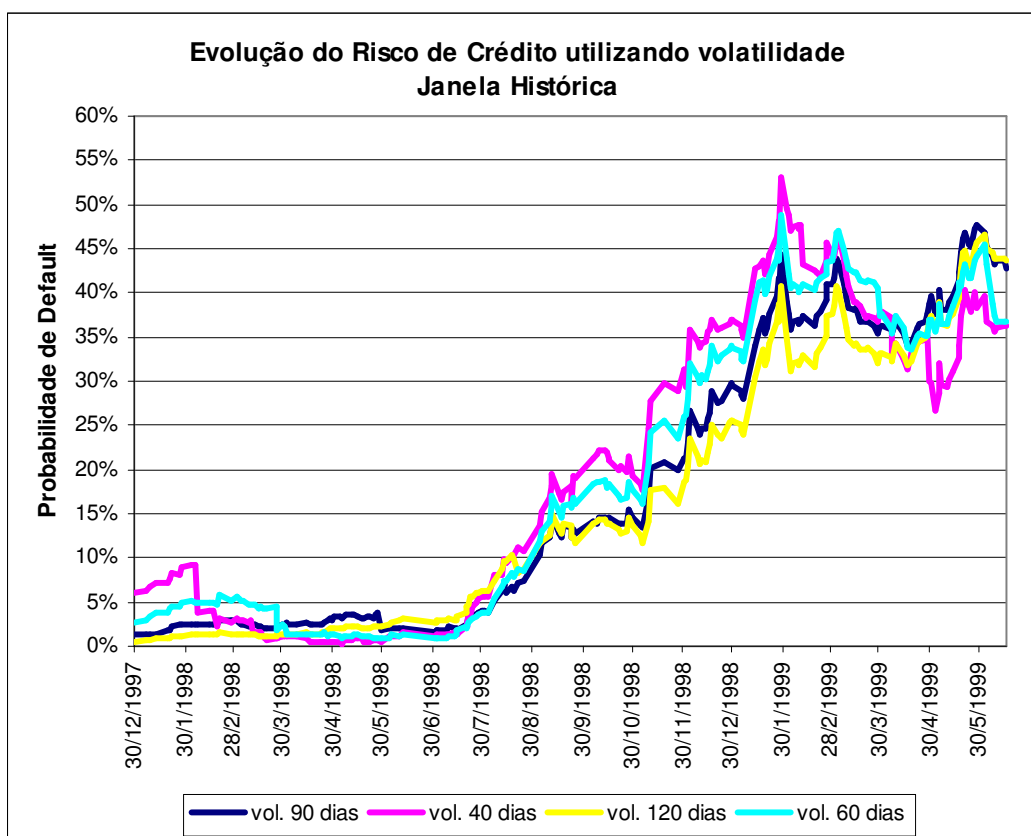


Figura 37 – Evolução do Risco de crédito utilizando volatilidade com Janela Histórica 40, 60, 90 e 120 dias.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela figura 37, a partir de agosto de 1998 o risco de crédito da Lorenz S.A. ultrapassou a barreira do 5,0% e foi constantemente subindo até estabilizar na faixa de 35-40%.

A figura 38, a seguir, compara o risco de crédito utilizando uma volatilidade com janela histórica de 90 dias, contra o valor de mercado da empresa.

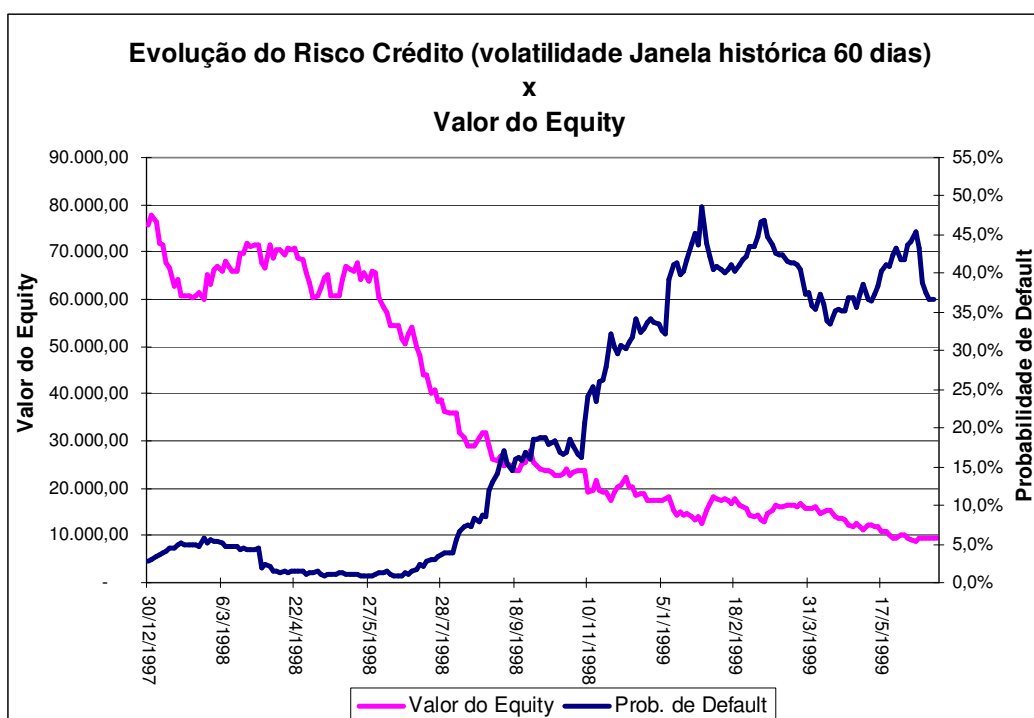


Figura 38 – Evolução do risco de crédito utilizando volatilidade com Janela Histórica 90, contra o valor de mercado do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Abordagem GARCH (*Generalized Autoregressive Heteroskedastic*):

Buscando mais agilidade no alerta de um default, será abordado o risco de crédito utilizando uma volatilidade GARCH (1,1). Serão seguidos os mesmos passos do exemplo anterior para encontrar a evolução da volatilidade GARCH (1,1) da série de retornos da ação da Lorenz. Pode-se visualizar a evolução da volatilidade anualizada pela figura 39.

A metodologia do cálculo foi a mesma utilizada na simulação da Mesbla S.A. Os resultados obtidos utilizando a volatilidade GARCH tiveram as mesmas características do exemplo da Mesbla S.A., ou seja, com variações bruscas de curto prazo são incorporadas na volatilidade GARCH, e isso provoca distorções como visto na figura 40.

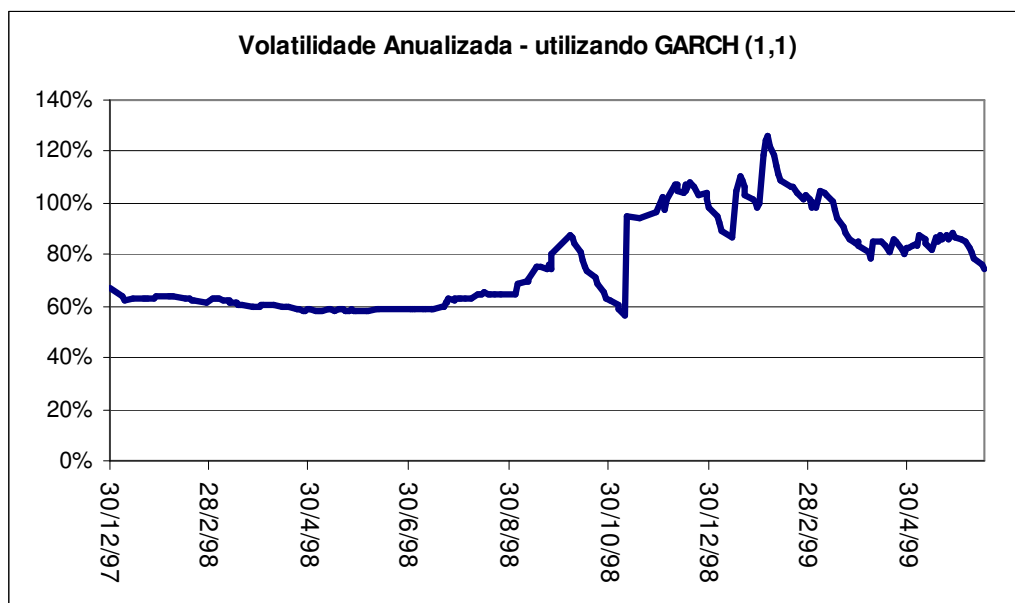


Figura 39 – Evolução da volatilidade anualizada utilizando GARCH (1,1).

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 40, a evolução do risco de crédito utilizando a modelagem DLI com volatilidade GARCH (1,1):

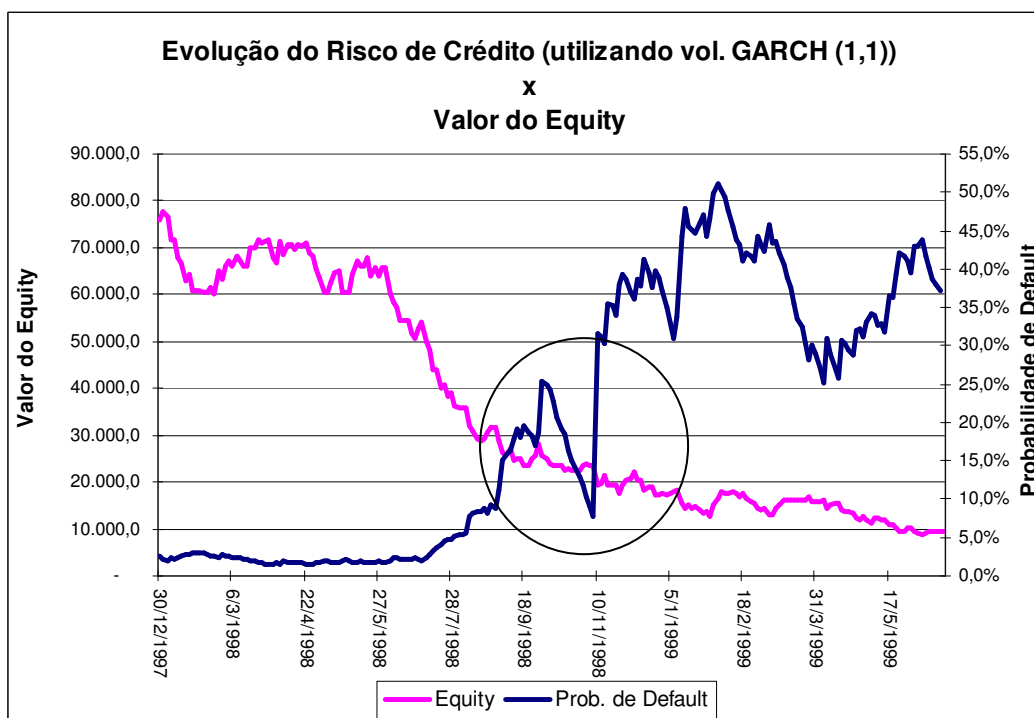


Figura 40 – Risco de crédito utilizando volatilidade anualizada por GARCH (1,1) contra o valor de mercado do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se que essa modelagem captura melhor os movimentos de mercado de curto prazo, quando se compara com risco de crédito usando janela histórica. Essa sensibilidade provoca resultados interessantes, pois da mesma forma que há velocidade na quantificação do risco de crédito, existem resultados com alta frequência, como destaca o círculo na figura 40. Esses resultados são perigosos, pois o analista pode ser induzido a acreditar na recuperação da empresa, mas isso não é a real configuração dela.

Abordagem EWMA:

Essa abordagem de volatilidade busca capturar as informações recentes e amenizar as oscilações encontradas na modelagem GARCH (1,1).

A figura 41 mostra a evolução da volatilidade anualizada utilizando a abordagem EWMA. Ela possui características parecidas com a modelagem GARCH, mas quando analisada com mais detalhes, as oscilações são mais brandas quando comparadas às modelagens.

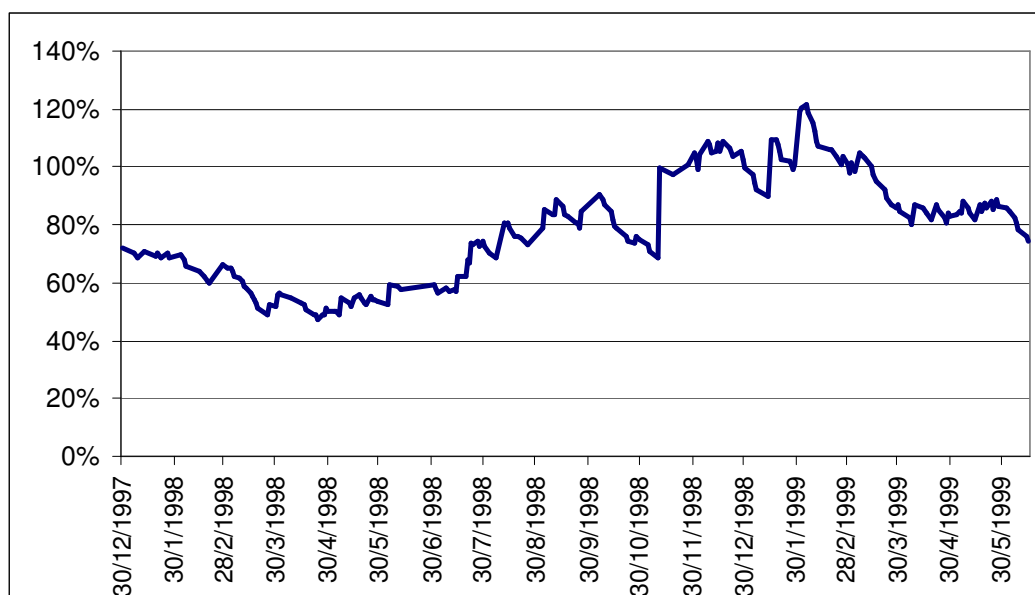


Figura 41 – Evolução da volatilidade anualizada utilizando EWMA com parâmetros calculados automaticamente.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 42, observa-se a evolução da Probabilidade de Default utilizando EWMA:

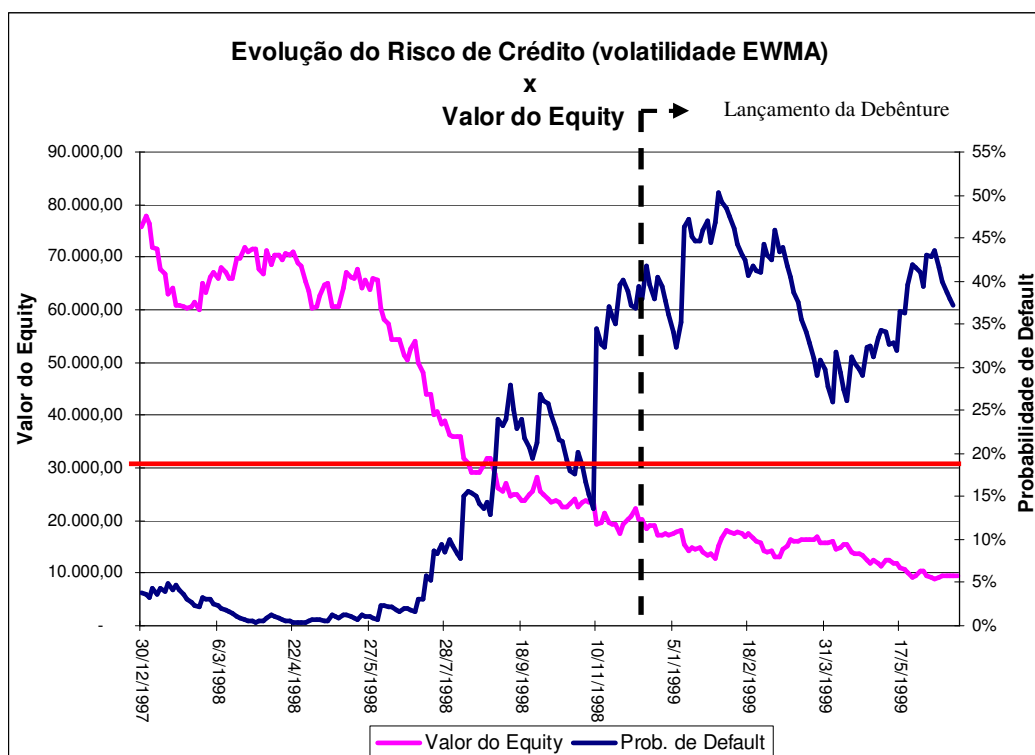


Figura 42 – Evolução do Risco de crédito utilizando volatilidade anualizada por EWMA contra o valor de mercado do *equity*.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A evolução do risco de crédito utilizando uma volatilidade EWMA possui não só a característica de ser sensível em capturar os movimentos recentes do *equity*, mas também o risco de crédito possui uma volatilidade mais comportada do que a encontrada quando utilizado o modelo de volatilidade GARCH.

No final de 1998, a empresa Lorenz lança no mercado debêntures conversíveis em ações no valor total de R\$ 16.041.000,00. Analisando a figura 42, o risco de *default* da empresa já era alto (mais ou menos trinta 30%) e se fosse utilizado o modelo DLI com volatilidade EWMA, como ferramenta de decisão ou auxiliar, evitaria perdas caso um investidor estivesse interessado na operação.