

Factores Determinantes no Desenvolvimento de Bebés com Muito Baixo Peso à Nascimento: Aplicação do Modelo Logit

por

Sara Alexandra Fonseca Marques Simões Dias

Dissertação apresentada como requisito
parcial para obtenção do grau de

Mestre em Estatística e Gestão de Informação

pelo

Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação

da

Universidade Nova de Lisboa

**Factores Determinantes no
Desenvolvimento de Bebés com Muito
Baixo Peso à Nascimento: Aplicação do
Modelo Logit**

Dissertação orientada por

Professora Doutora Maria do Rosário Oliveira Martins

Maio de 2006

Agradecimentos

À Professora Doutora Maria do Rosário Oliveira Martins pela forma como orientou este trabalho, pela exigência da qualidade, pelo constante encorajamento, pela disponibilidade que sempre manifestou e pelas sugestões e críticas oportunas apresentadas.

Ao Professor Doutor Jorge Torgal por todo o acompanhamento prestado e pela orientação facultada.

Ao Hospital Garcia de Orta, em particular à Dr.^a Ana Jorge, directora do Serviço de Pediatria e à Dr.^a Lurdes Oliveira, pela disponibilização dos dados que permitiram a realização desta dissertação e também por toda a colaboração prestada.

À Biblioteca do Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação, na pessoa da Dr.^a Fátima Conceição, que, sempre com a maior celeridade possível, facultou a bibliografia solicitada, sem a qual, não teria, de todo, sido possível a elaboração desta dissertação.

À minha colega Sofia Rosa pela oportunidade de discutir de forma enriquecedora os vários assuntos ligados ao tema.

Ao Tiago, pela companhia e paciência que demonstrou ao longo dos muitos dias de estudo e trabalho.

Aos meus Pais e irmão pelo apoio, coragem e incentivo que me deram para que este projecto se tornasse realidade.

Factores Determinantes no Desenvolvimento de Bebés com Muito Baixo Peso à Nascimento: Aplicação do Modelo Logit

Em Portugal, os índices de mortalidade materna, perinatal e infantil melhoraram de modo significativo nas últimas décadas, reflectindo ganhos em saúde sustentados a nível nacional. A evolução ocorrida nos últimos 20 anos permitiu alcançar taxas de mortalidade fetal e perinatal comparáveis às dos países desenvolvidos. Os cuidados perinatais contribuíram para que os índices de sobrevivência global de 1996 para 2000 tenham aumentado significativamente.

Com este estudo pretende-se mostrar que o acompanhamento aos bebés prematuros e de muito baixo peso à nascença, durante os primeiros tempos de vida, pode ter uma grande importância para o desenvolvimento cognitivo e comportamental da criança.

Neste sentido, esta dissertação tem como objectivo, comparando as crianças com diferentes pesos à nascença, identificar as variáveis que contribuem de forma mais significativa para o desenvolvimento psicomotor dos bebés prematuros. Pretende-se avaliar o efeito do muito baixo peso à nascença relativamente à cognição e ao comportamento das crianças. Para tal, utilizámos uma especificação baseada no modelo logit para explicar os atrasos no desenvolvimento geral, atrasos nas capacidades motoras, nos comportamentos sociais e atrasos na audição e linguagem dos bebés com muito baixo peso.

As variáveis explicativas, para além do peso à nascença, incluem factores biomédicos (idade da mãe, cuidados pré-natais, sexo do bebé) e condições sociais (escolaridade materna, raça, problemas sociais, agregado familiar).

Foram estimados modelos relativos aos bebés de muito baixo peso, quando estes completam 3 e 5 anos de idade. Os resultados dos diversos modelos estimados sugerem que a escolaridade materna e o peso à nascença são os factores mais importantes para o desenvolvimento dos bebés. O sexo do bebé encontra-se mais relacionado com os problemas verificados aos 3 anos de idade. As variáveis: problema social, raça e gravidez vigiada só são significativas para os modelos relativos aos 5 anos.

Concluimos que é necessário continuar a acompanhar estas crianças ao longo da vida, quer a nível médico, quer a nível educacional. Estes resultados são particularmente relevantes nomeadamente quanto às suas implicações a nível de saúde pública.

Palavras-chave: Muito baixo peso à nascença; factores de risco; desenvolvimento das crianças; modelo logit; curva ROC.

Abstract

The index of maternal, perinatal and childhood mortality improved during the last decades and brought a significant profit to the Portuguese public health. A great improvement took place in the last two decades. This allowed getting rates of fetal and perinatal mortality such as the developed countries. The perinatal care gave an enormous contribution to the increase of the survival rates from 1996 to 2000.

With this study we intend to prove that following up premature babies and very low weight children along their childhood can be extremely important to the behavioural and cognitive development.

This study aims to compare different low birth weight children, to identify variables that most significantly contribute to psychomotor development of premature babies. We want to estimate the effect of very low birth weight in the cognition and behaviour of children. To investigate this, we applied a logit model to explain the general developmental outcomes, delays, social-behaviours and hearing and language impairments of very low birth weight children.

Besides the weight at birth, the explanatory variables include biomedical factors (mother's age, prenatal care, sex of the baby) living arrangements (mother's education, race, social problems, family structure).

The estimation of the different presented models allows us to verify that the maternal educational and birth weight are the most significantly factors to the child's development. The sex of the babies is more related to the impairments by the age of three. The variables social problem, race and prenatal care are only important by the age of five.

The finding in this paper is that it is necessary to follow up these children up to adulthood. They have to be followed by qualified medical and educational professionals. These results have great influence in the Public Health.

Key-words: Very low birth weight, risk factors, children development, logit model, ROC curve.

Índice

1. Introdução.....	1
1.1. Enquadramento.....	1
1.2. Motivação.....	3
1.3. Objectivos.....	3
1.4. Organização da dissertação.....	4
2. Revisão da literatura.....	7
2.1. Nascer prematuro.....	7
2.1.1. Nascer prematuro nos EUA.....	8
2.1.2. Nascer prematuro na Europa.....	9
2.1.3. Nascer prematuro em Portugal.....	10
2.2. Factores de risco.....	11
2.2.1. Factores biomédicos.....	11
2.2.2. Factores ligados ao meio ambiente.....	13
2.2.3. Estilos de vida.....	16
2.3. Problemas decorrentes da prematuridade.....	18
2.4. Como medir as consequências da prematuridade.....	20
2.5. Factores determinantes do desenvolvimento.....	22
3. Caracterização da base de dados para análise.....	25
3.1. Dados recolhidos pelo HGO.....	25
3.2. Definição das variáveis dependentes.....	26
3.3. Definição das variáveis explicativas.....	30
4. Modelo Logit ou Regressão Logística.....	36
4.1. Especificação do modelo.....	36

4.1.1.	Modelos de escolha binária	37
4.1.2.	Variável latente ou variável índice	40
4.1.3.	Identificação	41
4.1.4.	Modelo não linear em probabilidade	42
4.1.5.	Interpretação dos parâmetros estimados.....	43
4.1.5.1.	Efeitos marginais.....	44
4.1.5.2.	Efeitos de mudanças discretas	46
4.1.5.3.	Interpretação usando o <i>Odds Ratio</i>	49
4.1.5.4.	Interpretação com base nas probabilidades previstas.....	52
4.2.	Estimação dos parâmetros.....	53
4.3.	Testes de significância para o modelo	56
4.3.1.	Teste de razão de verossimilhanças	56
4.3.2.	Teste de Wald	58
4.3.3.	Teste de scores ou Teste de multiplicadores de Lagrange	61
4.4.	Coeficientes de determinação.....	62
4.4.1.	Pseudo R^2 baseado na RV (Teste McFadden).....	62
4.4.2.	R^2 de Cox e Snell	62
4.4.3.	R^2 de Nagelkerke	63
4.5.	CrITÉrios de selecção do modelo	64
4.6.	Medidas de qualidade do ajustamento.....	64
4.6.1.	Teste de Hosmer e Lemeshow	65
4.6.2.	Curva ROC.....	66
4.7.	Aplicação ao caso português	70
4.7.1.	Resultados dos modelos	71
4.7.2.	Síntese dos principais resultados	90
5.	Estudo comparativo	93
6.	Conclusão	103
	Bibliografia	107

Anexo A – Distribuição logística ou normal?	112
Anexo B – Resultados dos modelos para os 3 anos	115
Anexo C – Resultados dos modelos para os 5 anos (variáveis mais significativas) ..	131
Anexo D – Resultados dos modelos para os 5 anos (todas as variáveis).....	146
Anexo E – Resultados dos modelos de comparação	159

Índice de Tabelas

Tabela 2.1. Percentagem de prematuridade em partos únicos e múltiplos em 2002...	13
Tabela 3.1. Dados gerais do HGO	26
Tabela 3.2. Sobrevida no internamento em Neonatologia do HGO	26
Tabela 3.3. Definição das variáveis dependentes	27
Tabela 3.4. Definição das variáveis dependentes	28
Tabela 3.5. Teste de Mann-Whitney.....	29
Tabela 3.6. Definição das variáveis dependentes dicotomizadas	30
Tabela 3.7. Estatísticas descritivas da variável peso	31
Tabela 3.8. Peso à nascença em classes	31
Tabela 3.9. Estatísticas descritivas para a variável escolaridade materna	32
Tabela 3.10. Escolaridade materna em classes.....	32
Tabela 3.11. Estatísticas descritivas para a variável idade materna.....	32
Tabela 3.12. Idade materna em classes.....	33
Tabela 3.13. Distribuição da variável sexo	33
Tabela 3.14. Distribuição de frequências da variável etnia	34
Tabela 3.15. Distribuição da variável problema social	34
Tabela 3.16. Distribuição da variável gravidez vigiada.....	35
Tabela 3.17. Distribuição da variável pessoa responsável pelo bebé.....	35
Tabela 4.1. Representação do factor estado civil à custa de 3 variáveis mudas	51
Tabela 4.2. Tabela de classificação	67
Tabela 4.3. Valores da Curva ROC.....	70
Tabela 4.4. Estimativas dos parâmetros para o modelo geral	72
Tabela 4.5. Mudanças discretas para o modelo geral.....	73
Tabela 4.6. OR e respectivo IC95% para o modelo geral	74

Tabela 4.7. Probabilidades previstas para o modelo geral.....	74
Tabela 4.8. Testes de significância para o modelo geral	75
Tabela 4.9. Coeficientes de determinação para o modelo geral	75
Tabela 4.10. Coeficientes de determinação para o modelo geral	76
Tabela 4.11. Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral.....	76
Tabela 4.12. Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral.....	76
Tabela 4.13. Tabela de contingência para o modelo geral.....	77
Tabela 4.14. Sensibilidade e Especificidade para o modelo geral	77
Tabela 4.15. Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala B.....	79
Tabela 4.16. Mudanças discretas para o modelo de escala B	79
Tabela 4.17. OR e respectivo IC95% para o modelo de escala B	80
Tabela 4.18. Probabilidades previstas para o modelo de escala B.....	81
Tabela 4.19. Testes de significância para o modelo para o modelo de escala B.....	81
Tabela 4.20. Coeficientes de determinação para o modelo de escala B	81
Tabela 4.21. Coeficientes de determinação para o modelo de escala B	82
Tabela 4.22. Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B	82
Tabela 4.23. Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B.....	83
Tabela 4.24. Tabela de contingência para o modelo de escala B.....	83
Tabela 4.25. Sensibilidade e Especificidade para o modelo de escala B	84
Tabela 4.26. Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala C	85
Tabela 4.27. Mudanças discretas para o modelo de escala C.....	85
Tabela 4.28. OR e respectivos IC95% para o modelo de escala C	86
Tabela 4.29. Probabilidades previstas para o modelo de escala C.....	86
Tabela 4.30. Testes de significância para o modelo de escala C	87
Tabela 4.31. Coeficientes de determinação para o modelo de escala C	87
Tabela 4.32. Coeficientes de determinação para o modelo de escala C	87

Tabela 4.33. Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C.....	88
Tabela 4.34. Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C.....	88
Tabela 4.35. Tabela de contingência para o modelo de escala C.....	89
Tabela 4.36. Sensibilidade e Especificidade para o modelo de escala C	89
Tabela 5.1. Comparação entre o estudo de Hogan <i>et al.</i> (2000) e o nosso (escala A)	95
Tabela 5.2. Comparação entre o estudo de Hogan <i>et al.</i> (2000) e o nosso (escala B)	96
Tabela 5.3. Comparação entre o estudo de Hogan <i>et al.</i> (2000) e o nosso (escala C)	97
Tabela 5.4. Comparação entre o nosso estudo e o de Thompson <i>et al.</i> (2003)	100

Índice de Figuras

Figura 2.1. Proporção de recém-nascidos vivos prematuros. Comparação internacional	9
Figura 2.2. Percentagem de partos prematuros em Portugal, em 2002, por idade da mãe.....	12
Figura 3.1. Histograma dos resultados de RG (Índice geral)	27
Figura 4.1. Efeitos marginais no modelo de resposta binária.....	45
Figura 4.2. Distribuição do Qui-quadrado.....	57
Figura 4.3. Distribuição Normal	58
Figura 4.4. Funções densidade de duas populações	68
Figura 4.5. Curva ROC	69
Figura 4.6. Curva ROC para o modelo geral	78
Figura 4.7. Curva ROC para o modelo de escala B	84
Figura 4.8. Curva ROC para o modelo de escala C	90
Figura A.1. Gráfico das funções densidade de probabilidade logística e normal reduzida.....	112
Figura A.2. Gráfico das funções de distribuição logística e normal reduzida.....	113

Siglas

HGO – Hospital Garcia de Orta.

iid – independente e identicamente distribuída.

INE – Instituto Nacional de Estatística.

MLP – Modelo linear em probabilidade.

MV – Máxima verosimilhança.

OMS – Organização Mundial de Saúde.

OR – *Odds ratio*.

RN – Recém-nascido.

RNBP – Recém-nascido com baixo peso à nascença (peso entre 2500g a 1500g).

RNEBP – Recém-nascido com extremo baixo peso à nascença (peso inferior a 1000g).

RNMBP – Recém-nascido com muito baixo peso à nascença (peso inferior a 1500g).

RNPN – Recém-nascido com peso normal à nascença (peso superior a 2500g).

ROC – *Receiver Operating Characteristics Curves*.

RR – Risco relativo.

RV – Razão de verosimilhanças.

SAS – *Statistical analysis system*.

UCIN – Unidade de cuidados intensivos neonatais.

Capítulo 1

1. Introdução

1.1. Enquadramento

No ano de 1972 a Organização Mundial de Saúde (OMS) definiu o parto prematuro como aquele que se realiza antes da 37^a semana de gestação ou antes dos 259 dias contados a partir do primeiro dia da última menstruação. Esta definição concreta assenta no conceito de que a prematuridade está relacionada com o tempo de gestação.

Na maior parte dos casos existe uma correspondência entre peso e semanas de gestação. Por este motivo, os baixos pesos são prematuros e, por vezes, acontece utilizar-se indistintamente ambos os indicadores para caracterizar a maturidade. Contudo, há que ter em conta que nem sempre há um paralelismo entre cronologia e peso (Roura, 2004).

O conceito de prematuridade é dinâmico e evolui com o tempo e de acordo com o nível de desenvolvimento económico e científico da sociedade.

A utilização de métodos estatísticos aplicados à saúde possibilita progressos no conhecimento, designadamente na identificação de factores favoráveis, i.e., positivos para o diagnóstico, prognóstico ou terapêutica de diferentes situações clínicas, concorrendo para uma prática médica baseada em evidências quantificadas.

Com este estudo pretende-se revelar que o acompanhamento dos bebés prematuros e de muito baixo peso à nascença, durante os primeiros dias de vida, pode ter uma grande importância para o desenvolvimento cognitivo e comportamental da criança.

Neste sentido, esta dissertação tem como objectivo, comparando os diferentes baixos pesos à nascença, identificar as variáveis que contribuam mais significativamente para o desenvolvimento psicomotor dos bebés prematuros. Pretende-se avaliar o efeito do muito baixo peso à nascença relativamente à cognição e ao comportamento das crianças em idade escolar.

A população a estudar foi disponibilizada pelo Serviço de Pediatria do Hospital Garcia de Orta, constituída por crianças que frequentaram a consulta de *follow-up* de neonatologia, entre 1994 e 1998.

Nos dias de hoje, a prematuridade é um dos grandes desafios da medicina perinatal. Não é só um problema relacionado com os médicos, mas também constitui um grave problema para a família, para a sociedade e para a economia do país.

Estudos apontam que, no Reino Unido, a maioria dos recém-nascidos de baixo peso que sobrevivem frequentam escolas e os resultados revelam uma alta taxa de insucesso escolar assim como problemas de aprendizagem. Calcula-se que os recém-nascidos com menos de 2500g têm 50% mais de probabilidades de necessitarem de algum tipo de educação especial do que os recém-nascidos de peso normal (Petróu, 2003).

Os problemas secundários da prematuridade vão mais além do que os problemas dos primeiros anos de vida. York *et al.* (2002), depois de realizar uma revisão de 14 trabalhos publicados entre 1987 e 1999 com seguimento de recém-nascidos de menos de 1500g até à idade escolar, assinala que pelo menos um terço destas crianças apresentava algum tipo de sequela neurosensorial ou de desenvolvimento.

Embora não esteja comprovado, poder-se-á deduzir que estes indivíduos têm um menor poder de aquisição e um menor bem-estar social (Petróu, 2003)

Neste trabalho pretende-se saber até que ponto os resultados apresentados pelos autores citados anteriormente também se aplicam na população deste estudo, ou seja, pretende-se averiguar se os bebés prematuros e de muito baixo peso à nascença revelam problemas de cognição e de comportamento na idade escolar.

1.2. Motivação

Os estudos publicados na literatura internacional indicam, que desde a década de 1980, se tem vindo a registar um aumento da sobrevivência dos recém-nascidos de muito baixo peso (RNMBP) (O'Shea *et al.*, 1997; O'Shea *et al.*, 1998; Naarden *et al.*, 1999). Para tal, tem contribuído a evolução de cuidados pré-natais e perinatais prestados a estes recém-nascidos.

Hoje em dia, o grande desafio dos neonatologistas passa não só pela viabilidade e sobrevivência dos RNMBP, mas essencialmente por tentar conseguir um adequado desenvolvimento psicomotor destes recém-nascidos de modo a permitir-lhes uma boa qualidade de vida.

Neste contexto, é de extrema importância identificar os factores de risco da prematuridade. Assim como compreender o que leva bebés de baixo peso à nascença a apresentarem atrasos no desenvolvimento. Para tal, iremos utilizar métodos de estatística adequados ao problema em causa, nomeadamente o denominado modelo logit.

Este é um tema bastante actual, devido ao aumento de sobrevivência dos RNMBP e ao aumento de partos prematuros quer a nível mundial quer a nível europeu.

A par do aumento da sobrevivência, existe um acréscimo do risco da paralisia cerebral (O'Shea *et al.*, 1997; O'Shea *et al.*, 1998), e torna-se necessário identificar e integrar estas crianças.

Não existindo, em Portugal, muita investigação publicada, a nível estatístico sobre esta temática, pretendemos com o nosso estudo contribuir para o melhor conhecimento deste tipo de problemas.

1.3. Objectivos

Com este trabalho pretendemos compreender os factores de risco que levam bebés com muito baixo peso à nascença a apresentarem dificuldades/atrasos no desenvolvimento geral, locomotor, pessoal, atrasos na linguagem e na audição.

Para concretizar este trabalho aplicar-se-ão metodologias de análise de regressão para modelos com variável dependente qualitativa.

Os principais objectivos são os seguintes:

- Identificar e comparar os diferentes desenvolvimentos dos bebés com muito baixo peso nos dois momentos de avaliação (aos 3 e aos 5 anos).
- Identificar as variáveis que contribuem de forma mais significativa para explicar o desenvolvimento geral dos bebés com muito baixo peso à nascença.
- Compreender qual o tipo de variáveis que são mais relevantes para explicar o desenvolvimento específico (motor, pessoal-social e da linguagem e audição) dos bebés com muito baixo peso à nascença.

1.4. Organização da dissertação

Numa primeira fase do trabalho faz-se uma análise "crítica" da literatura disponível acerca desta temática. Para tal, pesquisou-se informação em base de dados de artigos científicos (MEDLINE, GlaxoSmithKline), em revistas científicas, em livros técnicos e na Internet.

De seguida, utilizou-se a análise exploratória de dados para identificar as variáveis em causa e conhecer melhor a problemática envolvente.

Foram consultados dados demográficos referentes aos nascimentos ocorridos em Portugal e nos concelhos e anos em análise para caracterizar a amostra em estudo.

A segunda fase do trabalho tem um teor empírico: aplicam-se metodologias estatísticas aos dados recolhidos pelo Hospital Garcia de Orta.

Numa primeira instância, reconstruiu-se uma base de dados, com as variáveis e as respectivas categorias definidas, de acordo com a literatura consultada, de modo a possibilitar o registo dos dados.

De seguida prosseguiu-se com a usual Análise Descritiva Univariada e Bivariada para caracterizar a população em estudo. Numa fase mais avançada fez-se uma Análise de Regressão para identificar as variáveis que contribuem mais significativamente para explicar o desenvolvimento psicomotor dos bebés prematuros

Neste trabalho de investigação foram tidos em conta os seguintes factores epidemiológicos do parto pré-termo: factores biomédicos; factores ligados ao meio ambiente e estilos de vida.

Esta dissertação é composta por seis capítulos e anexos. Neste primeiro capítulo é apresentado um enquadramento da prematuridade e suas consequências, são explanadas as principais motivações da realização deste trabalho e são definidos os seus objectivos.

No segundo capítulo é apresentada a revisão da literatura dos estudos de investigação realizados sobre o tema, principalmente orientados para dados de outros países. Salientar-se-ão, sempre que possível, os resultados conhecidos para Portugal. Inicialmente dar-se-á ao leitor uma visão geral da prematuridade no mundo, na Europa e em Portugal. Caracterizam-se, a título de esclarecimento, os bebés prematuros, as causas e consequências de nascer prematuro e todos os factores de risco da prematuridade.

O terceiro capítulo contém a análise exploratória da base de dados. Os dados que servirão de base à dissertação foram recolhidos pelo Hospital Garcia de Horta (HGO) entre 1994 e 1998, no serviço de Pediatria na consulta de neonatologia. A informação recolhida refere-se a bebés que nasceram com muito baixo peso (MBP) e por isso tiveram de ficar internados na unidade de cuidados intensivos neonatais (UCIN).

No quarto capítulo, primordial nesta dissertação, começamos por especificar o modelo logit explicando o processo de estimação e outros aspectos da metodologia. Estimam-se 3 modelos alternativos e apresentam-se os resultados obtidos. Para finalizar este capítulo sintetizam-se os principais resultados e demonstram-se as limitações dos dados.

No capítulo cinco, apresenta-se um resumo comparativo entre o nosso estudo e os estudos de Thompson *et al.* (2003) e Hogan *et al.* (2000). A metodologia utilizada por estes autores é semelhante à aplicada no nosso estudo.

No sexto e último capítulo é feito um sumário das principais ideias formuladas ao longo do trabalho e são apresentadas as principais conclusões e limitações deste estudo, considerando os objectivos definidos. Também são apresentadas algumas considerações sobre o que se poderá fazer no futuro acerca desta temática.

Existem ainda 5 anexos: o Anexo A contém informação teórica acerca dos modelos utilizados; o Anexo B contém os modelos logit estimados para os 3 anos com todas as variáveis, sendo o modelo geral semelhante ao de Thompson *et al.* (2003); o Anexo C contém os modelos estimados com as variáveis mais significativas para os 5 anos; o Anexo D contém informação relativa aos modelos logit estimados para os 5 anos com todas as variáveis e o Anexo E contém os modelos com as variáveis utilizadas por Hogan *et al.* (2000).

Capítulo 2

2. Revisão da literatura

2.1. Nascer prematuro

Nos últimos 20 a 30 anos, os avanços tecnológicos e do conhecimento médico têm permitido, cada vez mais, a sobrevivência de recém-nascidos prematuros e de muito baixo peso que até há bem pouco tempo eram considerados "inviáveis".

O parto pré-termo e o baixo peso à nascença são considerados os factores de risco que determinam uma maior probabilidade de mortalidade perinatal e têm repercussões na saúde do recém-nascido, além destes poderem apresentar diversas patologias. Os recém-nascidos de extrema prematuridade e de muito baixo peso que sobrevivem apresentam um maior atraso no desenvolvimento psicomotor assim como transtornos neurológicos durante a infância.

As consequências negativas do parto pré-termo não se limitam só ao período neonatal. De facto, os recém-nascidos têm um maior risco de problemas de crescimento, de desenvolvimento, de doenças pulmonares crónicas, apresentam uma taxa de ingressos hospitalares durante o primeiro ano de vida mais elevada do que os nascidos a termo. Daí que todo o esforço para minimizar a sua prevalência terá um impacto importante.

Muitos estudos têm descrito que os bebés que nasceram com muito baixo peso (RNMBP < 1500g), comparados com os de peso normal (RNPN > 2500g) têm um maior risco de sobrevivência, uma menor cognição e uma menor adaptação social e emocional, na idade escolar (Hoy, *et al.*, 1998; Leonard *et al.*, 1997).

A prematuridade é a primeira causa de morte infantil no primeiro mês de vida. Apesar da elevada taxa de mortalidade perinatal, a sobrevivência dos pré-termos melhorou de forma substancial nos últimos anos. Segundo estudos médicos, várias são as razões

que justificam esta melhoria: a melhor atenção pré-natal, o emprego cada vez mais generalizado dos corticóides antenatais, a atenção individualizada durante o parto, a melhoria das técnicas de reanimação pós-natal e a administração de surfactantes bem como a profilaxia e tratamento da doença da membrana hialina. Contudo, o impacto destes procedimentos foi muito menor do que se podia esperar.

Apesar destes aumentos da sobrevivência neonatal, durante o primeiro ano de vida, a prematuridade, a seguir às malformações congénitas é a principal causa de morte infantil. Num estudo recente, a mortalidade, durante o primeiro ano de vida, por defeitos congénitos foi de 157,6 por 100.000 recém-nascidos e a mortalidade infantil dos recém nascidos pré-termos ou de baixo peso foi de 104 por 100.000. Se a esta quantidade se somar a mortalidade devida à síndrome respiratória (32,9 por 100.000), pode-se observar como a mortalidade dos recém nascidos pré-termos é quase sobreponível à das malformações congénitas (Marchs of Dimes, 2000).

Actualmente a prematuridade converteu-se num verdadeiro problema de saúde pública. A partir dos dados divulgados pela Organização Mundial de Saúde (OMS), com as taxas actuais de prematuridade, são de esperar cerca de 14.000.000 pré-termos por ano. Quase se pode falar de uma epidemia.

2.1.1. Nascer prematuro nos EUA

Nos EUA, os avanços neonatais, nos anos de 1990, contribuíram para que mais de 90% dos recém-nascidos de muito baixo peso (RNMBP) e pré-termos (1000 - 1498g; 28 - 32 semanas) sobrevivessem e 80% dos extremo baixo peso (RNEBP) e muito pré-termos (<1000g e <28 semanas) sobrevivessem (Lorenz *et al.*, 1998). Lorenz (2000), realçou que, entre os grupos nascidos nos EUA, a sobrevivência às 24 semanas foi de 33-57% e às 25 foi de 60-75%. A acrescentar a isto, a sobrevivência de mais de 50% é actualmente antecipada por crianças com 24-25 semanas de gestação (El-Metawally *et al.*, 2000).

2.1.2. Nascer prematuro na Europa

A prematuridade na Europa é bastante homogênea, em geral situa-se entre os 5 e 8%. Estes dados contrastam com o que ocorre em outros países ocidentais como os EUA que representa uma das maiores percentagens de prematuridade, situando-se nos 13,1 %.

Na Figura 2.1. apresentada comparam-se os diferentes países da Europa no que se refere a número de semanas de gestação.

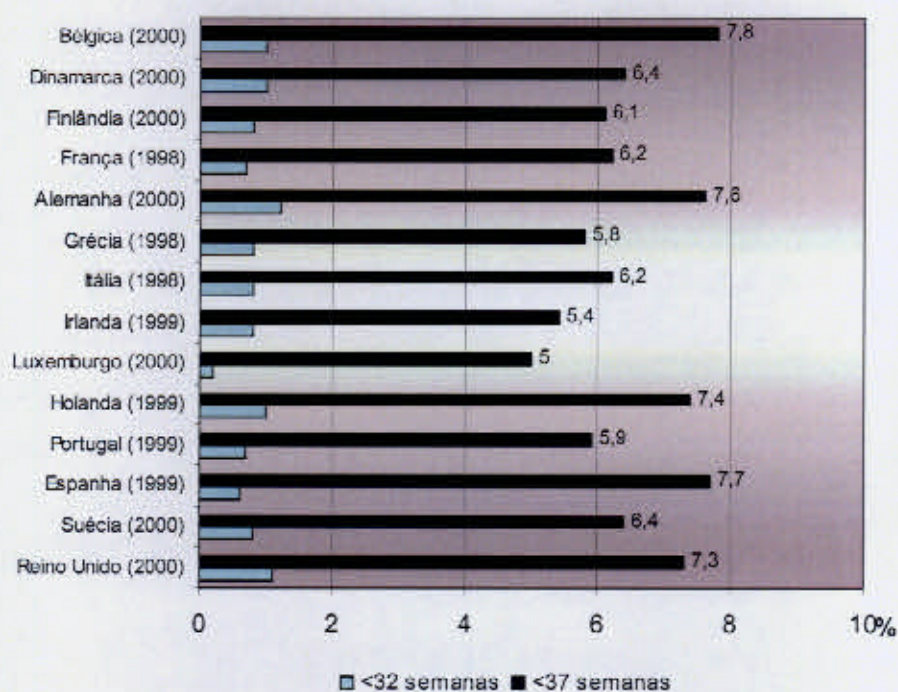


Figura 2.1. Proporção de recém-nascidos vivos prematuros. Comparação internacional

Fonte: Adoptado de Buitenijk S, Zeitlin J, Cuttini M, Langhoff-Roos J, Bottu J. (2004)

2.1.3. Nascer prematuro em Portugal

Portugal tem, desde 1994, a possibilidade de monitorizar a sobrevida e as sequelas dos recém-nascidos (RN) de muito baixo peso mantendo um Registo contínuo destes RN a nível Nacional com a colaboração de praticamente todas as Unidades Neonatais Nacionais.

No que respeita às possibilidades e probabilidades de vida sem sequelas, a Situação Nacional até 2001 é a seguinte:

- Abaixo das 23 semanas só esporadicamente há sobreviventes e todos com sequelas graves;
- Às 24 semanas a probabilidade de sobreviver aproxima-se dos 50% mas só 15-20% sobreviverão sem sequelas;
- Às 25 semanas a probabilidade de sobreviver ultrapassa os 50%. Metade dos sobreviventes têm problemas mas o risco de sequelas graves não tem sido elevado.

A evolução ocorrida nos últimos 20 anos permitiu alcançar taxas de mortalidade fetal e perinatal comparáveis às dos países desenvolvidos. Os cuidados perinatais contribuíram para que os índices de sobrevida global de 1996 para 2000 tenham passado de 73,3% para 80,5%. Nos RNMBP a sobrevivência passou de 87,7% para 91,1% e nos RNEBP de 45,3% para 60,3%. (Secção de Neonatologia da Sociedade Portuguesa de Pediatria, 2004).

Segundo Simões *et al.* (2002), hoje em dia, o grande desafio para os Neonatologistas/ Intensivistas passa não só pela viabilidade e sobrevivência dos RNMBP, mas essencialmente por tentar conseguir um adequado desenvolvimento psicomotor destes recém-nascidos de modo a permitir-lhes ter uma boa qualidade de vida. Este grupo de crianças, só no que diz respeito à paralisia cerebral, tem um risco setenta vezes maior que o recém-nascido normal.

Os resultados cognitivos e comportamentais de crianças que nasceram com muito baixo peso à nascença já foram bastante divulgados nos EUA o que não aconteceu em Portugal.

2.2. Factores de risco

Diversos estudos revelam que existem vários factores de risco associados à prematuridade.

Considerando a prematuridade um dos problemas mais importantes para a saúde materno-infantil, a sua etiologia ainda está pouco estabelecida. Ao longo dos últimos anos, os investigadores associaram diversos factores de risco à prematuridade. Contudo, também há que ter em conta um amplo conjunto de factores que se encontram relacionados entre si, pois cada vez mais existe uma tendência multicausal para explicar a prematuridade. As condicionantes que acompanham os estratos sócio económicos regulam diversos aspectos ambientais, psicológicos e inclusive comportamentos da grávida que podem provocar a prematuridade.

Da literatura consultada, podem destacar-se, como principais, os seguintes factores: factores biomédicos, factores ligados ao meio ambiente e factores ligados ao estilo de vida.

2.2.1. Factores biomédicos

Idade materna

Segundo Roura (2004), este é um dos factores associados à prematuridade pois, observa-se frequentemente uma maior prevalência de prematuridade em mães com menos de 20 anos e em mães com mais de 34 anos.

Em países desenvolvidos, a gravidez em mães adolescentes, pode pressupor uma situação precária, falta de apoio, um baixo nível de escolaridade, um seguimento incompleto da gravidez, etc. Uma possível explicação para as mães com mais de 34 anos pode estar associado a uma maior utilização de técnicas de estimulação hormonal e de reprodução humana assistida, tal como parece indicar o facto de que as gestações múltiplas aumentam em idades maternas superiores.

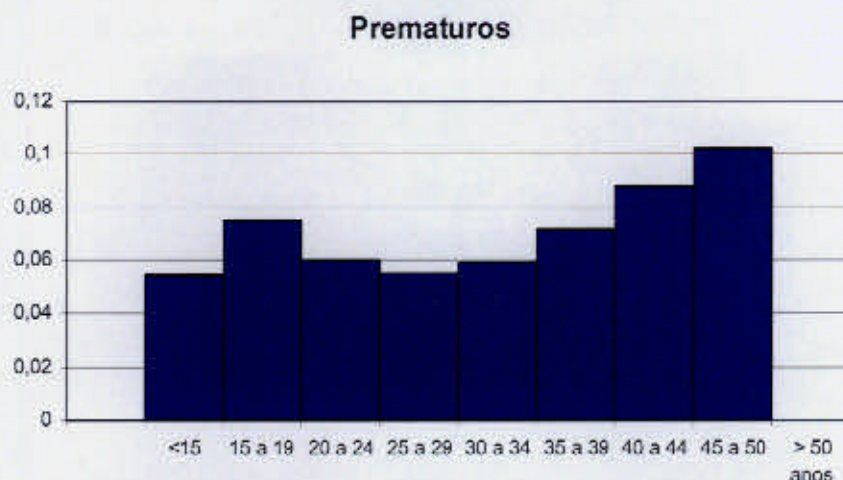


Figura 2.2. Percentagem de partos prematuros em Portugal, em 2002, por idade da mãe

Fonte: INE – Estatísticas Demográficas, 2002

Na Figura 2.2., encontra-se a percentagem de partos prematuros em Portugal, em 2002. E, tal como acontece nos países desenvolvidos, observa-se uma maior prevalência de prematuridade nas idades extremas da maternidade (< 20 e > 35 anos).

Gravidez não vigiada

Segundo Hogan *et al.* (2000), o cuidado pré-natal é um factor importante no resultado do desenvolvimento da criança. As mães que tiveram poucos cuidados pré-natais, de acordo com o número de consultas efectuadas, apresentam o dobro do risco de terem crianças com baixo ou muito baixo peso à nascença.

Enfermidades maternas e fetais

Algumas enfermidades maternas e fetais também podem desencadear um parto prematuro. Algumas mudanças e melhorias nas práticas e cuidados perinatais fizeram com que, nos últimos anos, haja um aumento de gestações em mães que apresentavam certas patologias. Anteriormente desaconselhava-se a gravidez em

mães com diabetes, com cardiopatias, com infecção por HIV, etc. Estes aspectos podem ter influenciado também o aumento de prematuros induzidos medicamente.

Gestações múltiplas

Na última década, o número de gestações múltiplas aumentou nos países desenvolvidos. Uma das possíveis razões para este aumento pode estar relacionado com os tratamentos hormonais para estimular a ovulação e/ou com as técnicas de reprodução assistida. Neste sentido, alguns autores estimaram que aproximadamente 30-50% das gestações gemelares e 75% das gestações trigêmeas foram devidas a tratamentos de fertilidade em mães de idade avançada. Em 2002, em Portugal, 55% dos partos múltiplos foram prematuros. Da totalidade de partos prematuros, 11% foram múltiplos enquanto que dos partos a termo, não chegaram a 1% a percentagem de partos múltiplos (Tabela 2.1.).

Tabela 2.1. Percentagem de prematuridade em partos únicos e múltiplos em 2002

	Prematuros		A termo		Total	
	N	%	N	%	N	%
Partos Múltiplos	733	10,6%	602	0,6%	1.335	1,2%
Partos Únicos	6.207	89,4%	105.795	99,4%	112.002	98,8%
Total	6.940	100,0%	106.397	100,0%	113.337	100,0%

Fonte: INE – Estatísticas demográficas 2002

Sexo

Um estudo de Zeitlin *et al.* (2002) assinala que existe uma maior prevalência do sexo masculino em prematuros, acentuando-se uma associação entre os nascimentos prematuros espontâneos.

2.2.2. Factores ligados ao meio ambiente

Apresentam-se alguns factores relacionados com a prematuridade.

Condições sociais

Hogan *et al.* (2000) e Mcloyd (1998) ao analisarem vários estudos, concluíram que as condições sociais são um dos pontos chave para compreender o processo de desenvolvimento das crianças com qualquer peso à nascença.

Crianças, filhas de mães com níveis de qualificações elevadas, com uma boa situação socioeconómica, com pais casados na altura da gravidez e que estão mais receptivos aos cuidados pré-natais, têm em média melhores cuidados de saúde, menos problemas relacionados com o nascimento e menos complicações de saúde neonatais.

Devido a comportamentos da mãe, as crianças também apresentam menos riscos decorrentes da síndrome fetal de álcool e de abuso de poli substâncias (incluindo cocaína) associados a atrasos mentais e a um menor desempenho na aprendizagem (Msall *et al.*, 2001).

Crianças provenientes de famílias com melhores recursos têm acesso com mais regularidade a melhor qualidade de serviços médicos, a diagnósticos mais precoces, a tratamentos de eventuais distúrbios ou de atrasos no desenvolvimento ou de outras limitações.

Condições sociais favoráveis podem proteger significativamente as crianças de potenciais limitações funcionais e outras incapacidades. Os pais com um maior grau de educação podem reconhecer mais rapidamente os sintomas e levar as crianças a uma intervenção médica mais cedo.

Hirata *et al.* (1998) são da opinião que as famílias mais pobres ou com menos possibilidade de acederem à saúde ou a outras coberturas médicas têm menos acesso aos cuidados de saúde necessários pelo que a intervenção médica ocorre mais tarde.

Acompanhar o desenvolvimento de uma criança que nasce com baixo peso até à idade em que atinge o desenvolvimento adequado, consome tempo e recursos financeiros aos pais e à sociedade. A estrutura de uma família (número de crianças e número de adultos, presença de ambos os pais e a presença de outra criança ou adulto) tem influência no tempo disponível para além de afectar as condições sócio-económicas.

Hogan *et al.* (1986) acredita que um apoio social à família pode produzir melhorias significativas nas incapacidades das crianças, especialmente no caso de famílias monoparentais. Segundo estudos anteriores de Hogan *et al.* (1993), o apoio deve ser prolongado para além do período em que a criança atinge um desenvolvimento adequado, pois este pode tornar-se desadequado a curto prazo.

As diferenças sociais

Diversos estudos associam as diferenças sociais à prematuridade. Uma situação social desfavorecida pode ser um dos factores de stress crónico que, juntamente com factores psicológicos adversos, pode provocar respostas hormonais e comportamentos pouco saudáveis, assim como originar uma gravidez decorrente de um descuido (Kramer *et al.*, 2001). Este conjunto de circunstâncias facilmente desencadeia um parto pré-termo. Roura (2004) afirma que as mulheres com um nível sócio económico desfavorecido têm o dobro do risco de prematuridade.

Raça

A raça é um factor importante para a prematuridade e desenvolvimento das crianças. Num estudo de Hogan *et al.* (2000) as crianças da raça negra apresentam uma probabilidade menor de atrasos sócio-comportamentais e de doenças congénitas. Contudo apresentam um maior risco de limitações respiratórias. Também segundo um estudo de Thompson *et al.* (2003), a raça negra apresenta um efeito protector da doença no desenvolvimento dos primeiros tempos de vida.

A contaminação ambiental

Níveis excessivos de dióxido de azoto, dióxido de nitrogénio e monóxido de carbono no ambiente foram recentemente associados não só à prematuridade como também a outros problemas adversos da gravidez. Marozienne *et al.* (2002) estimou que o risco de prematuridade aumenta em 25% nas grávidas expostas a 10 µg/m³ de dióxido de nitrogénio durante o primeiro trimestre da gravidez.

Condições de trabalho

Alguns autores estabeleceram uma associação entre prematuridade e trabalhos que requerem esforço físico: estar de pé durante muito tempo, mudanças nas exigências

laborais, turnos nocturnos, etc (Mozurkewich *et al.*, 2000). Não deve ser esquecido que as condições laborais e a possibilidade de as melhorar estão muito associadas ao nível sócio-económico das pessoas.

Também estabeleceram uma associação entre o racismo e/ou a violência e a prematuridade. Estas circunstâncias são factores que podem originar perturbações psicológicas, comportamentais e que podem provocar uma interrupção prematura da gestação.

2.2.3. Estilos de vida

Alguns aspectos da própria conduta das grávidas foram objecto de estudo em relação à gravidez.

Consumo de substâncias tóxicas

O consumo de substâncias tóxicas durante a gravidez é um dos aspectos mais relacionados com a prematuridade. O tabaco duplica o risco relativo de partos prematuros, tal como se demonstrou em diversos estudos efectuados nos países desenvolvidos, onde se observa uma grande prevalência de mulheres fumadoras (Delcroix *et al.*, 1999).

Segundo um estudo da Sociedade Portuguesa de Pneumologia, em Portugal, dados recentes referem que em 1998/99 a prevalência de fumadores entre a população com idade superior a 15 anos era 19,2%, sendo Portugal o país da União Europeia onde a taxa global de prevalência do tabagismo é mais baixa (média europeia 34% em 1995 e 28,7% em 1997).

Entre as mulheres, o tabagismo aumentou bastante, desde 1977, em que apenas 3% das mulheres fumavam. Este aumento da prevalência do tabagismo nas mulheres é igualmente perceptível nas adolescentes, onde a percentagem de fumadores regulares mais que duplicou entre 1977 e 1988, passando de 14 a 31%. Apesar do aumento de tabagismo feminino, Portugal continua a ser o país da Europa no qual as mulheres fumam menos.

Para as mulheres que deixam de fumar durante o primeiro trimestre o risco relativo (RR) de prematuridade é de 1,6%. Para as mulheres que deixam de fumar antes da

concepção, o RR é muito semelhante ao das mulheres que nunca fumaram. Assim, o risco entre prematuridade e tabagismo apresenta uma relação directa com o número de cigarros consumidos durante a gravidez e com o tabagismo anterior (Delcroix *et al.*, 1999).

A gravidez é um momento especial de motivação por parte das grávidas para deixarem de fumar. Aproximadamente 20% das mulheres grávidas abandona espontaneamente o tabagismo antes de qualquer contacto com os serviços sanitários.

Micronutrientes

Segundo Roura (2004) existe uma associação entre a carência de determinados micronutrientes e a prematuridade. Neste sentido, associa-se uma dieta pobre em ferro, ácido fólico, zinco, vitamina A, etc. Contudo, o autor acha necessário recorrer a mais evidências sobre estes aspectos.

Stress

Segundo Roura (2004), os primeiros estudos realizados apontam resultados contraditórios. Contudo, posteriormente, uma melhor definição de stress e a utilização de instrumentos mais efectivos para a sua medição, manifestaram a importância deste factor na prematuridade. Estudos recentes demonstraram que se deve estudar o stress sentido pela grávida, que se deve prestar atenção às condições stressantes crónicas (dificuldades económicas ou de relacionamento com o companheiro, casa desconfortável, etc.) e não tanto a eventos stressantes agudos (disfunção familiar, etc.). As mulheres que manifestam estar em stress têm o dobro de risco de prematuridade do que aquelas que não referem estar em stress (Kramer *et al.*, 2001).

Recentemente reconheceu-se a evidência sobre os possíveis mecanismos psicofisiológicos pois estes podem incidir na interrupção prematura da gestação. Assim, a exposição a situações stressantes pode desgastar a capacidade de resistência baixando o nível de autoestima, de optimismo e de confiança de forma a não conseguir mudar as coisas. Quando isso acontece, podem surgir reacções, facilitadoras de um parto prematuro.

Apesar de serem apresentados todos estes factores de risco, Eastman (1947) há mais de 50 anos afirmou que, "só quando se compreenderem claramente os factores da prematuridade é que se poderá fazer uma prevenção adequada" ("only when the

factors causing prematurity are clearly understood can any intelligent attempt at prevention be made").

2.3. Problemas decorrentes da prematuridade

Um grande número de estudos analisou os resultados escolares de crianças prematuras e de baixo peso. Em geral, estes estudos sugerem que as crianças de baixo peso à nascença comparadas com crianças de peso normal, apresentam níveis significativamente mais elevados de problemas e realizações mais pobres em vários aspectos. Em particular, as crianças com baixo peso à nascença têm tendência para ter elevados níveis de problemas comportamentais – hiperactividade, aumento no défice da atenção, resultados pobres em testes de competências cognitivas e baixos resultados académicos; apresentam não só elevados níveis de problemas de aprendizagem, como também um aumento da probabilidade de necessitar de educação especial ou de chumbar o ano; linguagem pobre e menores capacidades psicomotoras (Ross *et al.*, 1991). Estes resultados foram obtidos usando uma enorme variedade de técnicas e instrumentos de medida, e foram replicados a partir de observações de uma vasta variedade de fontes, incluindo pais, professores, clínicos e testes estandardizados. Para além disso, os vários testes demonstraram uma relação inversa entre o peso à nascença e os resultados de desempenho em que as crianças mais pequenas apresentavam um risco maior de atraso nos resultados e as crianças com peso normal à nascença apresentavam um menor risco (Horwood *et al.*, 1998).

Os problemas da prematuridade persistem na idade adulta. Hack *et al.* (2002) publicaram um estudo longitudinal onde compararam os resultados de 242 sobreviventes nascidos entre 1977 e 1979 com uma média de 29,7 semanas de gestação e 1.179g de peso, com um grupo de controlo de 233 jovens nascidos entre 1977 e 1979 com peso normal ao nascer.

Provaram-se diferenças entre os grupos no que diz respeito ao nível de educação, ao rendimento cognitivo e académico, ao quociente de inteligência, à incidência de doenças e a comportamentos de risco, aos 20 anos de idade.

Os resultados indicam que o grupo de estudo apresenta valores significativamente mais baixos no que se refere ao nível de escolaridade secundária (74% vs 83%).

Quanto ao prosseguimento dos estudos, a percentagem é inferior nos rapazes (30%) pertencentes ao primeiro grupo do que entre os indivíduos do grupo de controlo (53%). Entre as mulheres não houve diferenças.

No que diz respeito ao quociente de inteligência entre os recém-nascidos de baixo peso foi significativamente menor (87% vs 92%) do que entre o grupo de controlo. No grupo de estudo 15% tem um quociente de inteligência normal (≥ 85) em comparação com 67% do grupo de controlo. Estas diferenças persistem nos sujeitos de ambos os grupos que não apresentam transtornos neurossensoriais.

Entre o grupo de recém-nascidos pré-termos, a taxa de problemas neurossensoriais (paralisias cerebrais, hidrocefalias com shunt, cegueira e surdez) aos 20 anos, era dez vezes mais elevada nestas crianças do que no grupo de controlo. Também a percentagem de jovens com um tamanho mais baixo que o percentil 3 foi significativamente mais frequente entre o grupo de estudo do que entre os controlos (9,5% vs 4,7%).

A taxa dos problemas crónicos (asma, diabetes, anemia, epilepsia, artrites, alterações musculo-esqueléticas, transtornos bipolares, etc) é muito mais frequente entre os pré-termos do que entre os nascidos a termo (21% vs 13%).

O grupo dos prematuros tem uma tendência mais baixa de comportamentos de risco (menor consumo de álcool e drogas e uma incidência de gravidezes não desejadas mais baixa entre as jovens) em comparação com os nascidos a termo, devido, talvez, ao facto de os pais serem mais protectores e manterem uma relação mais estreita com estas crianças. O uso de tabaco foi similar em ambos os grupos.

Na opinião dos autores deste estudo, estes dados reflectem os resultados e a problemática de uma população num centro perinatal urbano e talvez não reflecta a problemática de outras populações onde os prematuros de famílias com maior poder aquisitivo podem evoluir melhor do que os que têm menos meios.

Um problema inerente aos estudos de seguimento a longo prazo é o da temporalidade. Os resultados destes estudos podem não reflectir a situação das actuais unidades de cuidados intensivos. A sobrevivência vai melhorando paulatinamente, pelo que, cada vez é mais frequente encontrar pré-termos que sobrevivem com peso cada vez menor. Além disso, provavelmente os resultados para cada grupo de peso não são extrapoláveis para outros grupos de peso.

Este estudo revela que as sequelas relativas ao desenvolvimento físico e neurossensorial descritas nestes recém nascidos de pré-termo que ocorrem durante a infância e juventude persistem até aos 20 anos de idade.

2.4. Como medir as consequências da prematuridade

Segundo Lumley (1993) a epidemiologia pode dar o seu contributo através da comparação de taxas de incidência e prevalência de problemas em diferentes sítios e, nos mesmos sítios, mas em alturas diferentes. Se o problema em questão aborda os nascimentos pré-termos, existe uma maior dificuldade quando se comparam resultados internacionais ou se interpretam tendências mais antigas. Por um lado, esta impossibilidade de comparação deve-se aos diferentes modos em que os nascimentos são registados nos diferentes países, e outro, deve-se às mudanças das definições ao longo do tempo em alguns países.

Existe uma variedade de medidas discriminativas que atribui taxas (valores) às capacidades motoras, comunicativas e funcionais em crianças em idade escolar. Alguns instrumentos motores, comunicativos e de desenvolvimento, comparam a performance de uma criança com a de outra que se encontra com um desenvolvimento normal. Normalmente estas medidas, são traduzidas em níveis padrão, percentis, quocientes de desenvolvimento ou em idades equivalentes. Para além das vantagens de comparação, existem alguns problemas para relacionar estes resultados nas actividades diárias das crianças. Ao quantificar estes resultados, fica-se na mesma, sem saber se a criança consegue andar facilmente; se usa controladamente as mãos para manusear utensílios (como a colher, faca e garfo) durante as refeições; se consegue comunicar o básico em frases curtas e se percebe as perguntas. Para compreender o impacto de alguns atrasos no desenvolvimento é necessário medir e observar, com instrumentos e critérios específicos, algumas actividades essenciais, tais como: andar, subir escadas, comer com os utensílios apropriados, vestir e comunicar espontaneamente. É necessário compreender os graus de profundidade das limitações funcionais entre crianças com doenças crónicas ou doenças do desenvolvimento neurológico que revelam o efeito dessas doenças nas actividades diárias (Msall *et al.*, 2000).

Existem muitas escalas de desenvolvimento, que têm o objectivo de determinar o nível evolutivo das crianças.

São exemplos a escala de Desenvolvimento Psicomotor Mary Sheridan, a escala de Desenvolvimento Comportamental de Gessel e Amatruda que foi desenvolvida nos anos 60 e é amplamente utilizada por psicólogos. Esta última escala mede essencialmente o desenvolvimento da linguagem.

Neste trabalho vamos-nos centrar na Escala de Desenvolvimento de Ruht Griffiths que iremos explicar de seguida.

Alguns estudos portugueses e estrangeiros, Simões *et al.* (2002), Strathearn *et al.* (2001) utilizaram, na avaliação do Desenvolvimento, a escala de Desenvolvimento Mental de Ruth Griffiths. Esta escala é constituída por 6 sub-escalas (locomotora, pessoal-social, audição e linguagem, oculto-motora, realização e raciocínio prático). Esta escala fornece um perfil de desenvolvimento que permite uma análise quantitativa e qualitativa do desenvolvimento.

Para aplicar a escala de Desenvolvimento Mental de Ruth Griffiths (1984) é necessário uma equipa que conheça os testes, o material a usar e as escalas.

A escala A, escala locomotora, é composta por alguns testes como "saltar degraus", numa pequena sequência de aumento da dificuldade, andar em pontas de pés, correr, andar ao pé-coxinho, saltar à corda, pular, etc.

A escala B, escala pessoal-social inclui resultados de entrevistas aos pais acerca das ajudas que as crianças dão em casa, acerca das capacidades para se lavarem ou vestirem sozinhas, manuseamento ordenado à mesa, etc.

Na escala C, audição e linguagem, as crianças falam livremente com um adulto ou com outra pessoa e, muitos dos itens do discurso, resultam das conversas com as crianças. Também os materiais de teste são muito atractivos para as crianças, o que resulta numa conversa incidental durante os testes e tanto quanto possível o discurso da criança é testado enquanto se realiza o teste. São mostradas figuras às crianças durante o teste pois ajudam a estimular a expressão verbal e as respostas são inteiramente gravadas.

As escalas D e E, oculto-motora e realização, envolvem testes como cortar um quadrado ao meio, desenhar, encaixar peças, juntar cubos às respectivas caixas, etc.

A escala F, raciocínio prático, inclui tarefas simples aritméticas, contagens, repetição de dígitos, comparação de objectos através do tamanho, comprimento, altura, peso, etc.

2.5. Factores determinantes do desenvolvimento

Têm-se realizado alguns estudos nesta área, principalmente no estrangeiro.

Num estudo de Thompson *et al.* (2003) acerca dos efeitos do peso à nascença, o primeiro objectivo dos investigadores foi estimar o efeito do peso no atraso do desenvolvimento ou a manifestação de incapacidades em crianças com 3 anos de idade e determinar qual seria o limite no peso abaixo do qual, todas as crianças deveriam ser avaliadas de maneira a determinar a necessidade de serviços de intervenção.

Os autores do estudo definiram a variável "Atraso de desenvolvimento ou manifestação de incapacidades" como sendo uma variável dicotómica que toma dois valores: Sim ou Não, indicando se a criança sofria ou não de atrasos no desenvolvimento até aos 3 anos de idade. A metodologia seguida é a seguinte:

Algumas crianças eram referenciadas nos serviços de avaliação se se suspeitasse de algum risco no atraso do desenvolvimento. A referência poderia ser feita por qualquer pessoa (por exemplo: médico, psicólogo ou familiar) e era seguida por uma equipa multidisciplinar de avaliação do serviço médico do programa de intervenção precoce (Children's Medical Services' Early Intervention Program, CMS - EIP), que conduzia a um diagnóstico ou confirmava o atraso no desenvolvimento ou manifestação de incapacidades (i.e. "Sim"), ou não diagnosticava o atraso do desenvolvimento (i.e. "Não"). A equipa do programa de intervenção precoce avaliava se uma criança apresentava atrasos no desenvolvimento (incluindo atrasos na cognição, incapacidades físicas/motoras, falta de capacidade de comunicação, atrasos no desenvolvimento social e emocional, dificuldades de integração) ou se apresentava uma condição que a conduzia a um risco elevado de atrasos no desenvolvimento (incluindo uma doença sensorial, genética, metabólica, neurológica ou perturbações severas).

Algumas crianças foram seleccionadas para avaliação pelo facto de terem estado internadas nos cuidados intensivos neonatais de um hospital da Florida: Avaliação de Desenvolvimento na Florida e Programa de Intervenção (Florida's Developmental Evaluation and Intervention Program, DEI). Estas crianças também foram avaliadas por uma equipa do programa de intervenção precoce (EIP) para determinar a sua inclusão nos serviços de intervenção. Se a avaliação da equipa fosse positiva então um "Sim" era indicado na variável.

Para avaliar os efeitos num subsequente atraso de desenvolvimento na infância, os autores referiram os seguintes factores: peso à nascença, factores sócio-demográficos, consumo de tabaco durante o período pré-natal e factores perinatais. Foram escolhidas treze variáveis para inclusão no modelo, baseadas em estudos prévios acerca do efeito do peso à nascença ou do tabaco, nos resultados do desenvolvimento ou da educação. Os factores de saúde perinatais foram: peso à nascença, gravidez anterior, cuidados pré-natais, anomalias congénitas, complicações no trabalho de parto e intervalo entre as gravidezes. As características sócio-demográficas incluíram: nível da educação da mãe, estado civil da mãe (casada ou não), pobreza, idade da mãe, raça da criança e sexo do bebé. Na variável tabaco considerou-se o número de cigarros fumados por dia, pela mãe, durante a gravidez. Para este estudo, todas as variáveis, excepto o intervalo entre as gravidezes e o consumo de tabaco foram consideradas variáveis categóricas. Os cuidados pré-natais, as anomalias congénitas, as complicações no parto, o estado civil da mãe, a pobreza, foram categorizadas como "Sim" ou "Não". O nível educacional da mãe foi baseado no número de anos completos de escola e foi categorizado da seguinte maneira: menos do que a escolaridade básica (high school), escolaridade básica ou acima da escolaridade básica. As gravidezes anteriores têm 4 categorias: resultados adversos (mulheres que tiveram anteriormente um nado morto, um nado vivo que morreu a seguir, um aborto induzido, ou um aborto espontâneo), 0 (sem nascimentos prévios) 1 a 2 filhos, mais de 2 filhos que continuam vivos e sem resultados adversos. A idade da mãe foi classificada em 4 categorias: dos 11 aos 17 anos, dos 18 aos 19 anos, dos 20 aos 35 anos, e superior a 35 anos. As categorias para raça foram: negra, branca e outra (constituída principalmente por hispânicos), masculino e feminino para o sexo. As categorias para o peso à nascença foram: 450-749, 750-999, 1000-1499, 1500-2499, 2500-2999, 3000-4749, e 4750-6050g. A variável intervalo entre gravidezes foi o número de meses desde o fim da gravidez anterior até ao último período menstrual antes da gravidez actual. As mulheres que não estiveram grávidas anteriormente,

foram registadas numa categoria à parte, codificada de maneira a permitir uma estimação separada do efeito da primeira gravidez nos resultados do atraso do desenvolvimento ou incapacidade.

Através da estimação de um modelo logit, devidamente especificado, os autores encontraram uma associação significativa entre o baixo peso à nascença, o consumo de tabaco durante o período pré-natal, o intervalo entre as gravidezes, os factores de saúde perinatais, as características sócio demográficas e o atraso no desenvolvimento ou incapacidades em crianças com menos de 3 anos de idade. Especificamente, houve elevadas probabilidades de diagnosticar um atraso no desenvolvimento ou incapacidades entre as crianças de baixo peso e entre as crianças de mais elevado peso. Perto de metade (46%) das crianças com MBPN (<1500g) e quase dois terços (61%) de EBPN (<1000g) foram diagnosticadas com atrasos no desenvolvimento e incapacidades antes dos 3 anos de idade.

Simões *et al.* (2002) realizaram um estudo sobre a sobrevivência do RNMBP ao longo de 11 anos (1987 a 1997) e avaliaram o desenvolvimento das crianças com idade igual ou superior a 3 anos, nascidas em dois períodos diferentes, com práticas diferentes no seu cuidar.

Nesse trabalho determinaram a taxa de sobrevivência de RNMBP nos dois períodos de tempo. Avaliaram o desenvolvimento psicomotor através de exames físicos e neurológicos, escalas de Mary Sheridan e Ruth Griffiths, testes de Stycar e potenciais evocados auditivos e visuais.

Através desse trabalho, concluíram que ao longo dos 11 anos de estudo, houve um aumento da taxa de sobrevivência de RNMBP e diminuição da morbilidade com uma descida estatisticamente significativa do número de sequelas major.

Segundo os autores, a diferença na aplicação dos cuidados entre os dois grupos (transporte in útero, corticoides, antenatais, surfactante exógeno, ventilação de alta frequência) pode ter tido reflexo significativo na relação sobrevivência/ qualidade de vida em crianças com elevado risco perinatal.

Nos capítulos seguintes vamos analisar os dados recolhidos pelo HGO, à luz da principal bibliografia referida sobre este assunto.

Capítulo 3

3. Caracterização da base de dados para análise

3.1. Dados recolhidos pelo HGO

A base de dados utilizada na análise resulta de informação recolhida no HGO de 1994 a 1998 referente a bebés que nasceram com menos de 1500g e que, durante os primeiros 5 anos de vida, foram consultados na unidade de cuidados intensivos neonatais (UCIN) do mesmo hospital.

Todos os indivíduos da base de dados estiveram internados na UCIN nos primeiros dias de vida, voltando ao HGO para ser estudada a evolução na consulta, às 40 semanas, 12 e 18 meses, 2, 3, 5, 7 e 10 anos. Foram registadas todas as variáveis sócio-demográficas, assim como a evolução clínica dos bebés. Além disso também se registaram os valores da escala de Desenvolvimento Mental de Ruth Griffiths aos 3 e 5 anos de idade. Esta escala dá-nos indicação do estado de desenvolvimento do bebé.

A amostra é constituída por 196 indivíduos. No entanto, existem alguns valores em falta, informação que o HGO não conseguiu recolher. Esta amostra não é representativa da população sendo os resultados válidos apenas para os bebés com estas características.

No HGO nasceram, em média, mais de 3300 bebés durante os anos em estudo. Desses aproximadamente 2% são bebés que nascem com menos de 1500g e por esse motivo têm de ficar internados na UCIN. A Tabela 3.1. ilustra essa informação.

Tabela 3.1. Dados gerais do HGO

Ano	Total de partos em Portugal	HGO	
		Total de partos	Nº internamentos de RN com MBP (peso<1500g)
1998	112.909	3.588	
1997	112.490	3.539	71
1996	109.896	3.347	76
1995	106.829	3.047	70
1994	108.983	3.125	75

Fonte: Dados recolhidos pelo HGO e INE

Os bebés que nascem com menos de 1500g são, em geral, bebés mais fracos, que sofrem algumas sequelas e por essas razões nem sempre sobrevivem. Como vimos no capítulo anterior, a evolução ocorrida nos últimos 20 anos e os cuidados perinatais contribuíram para que os índices de sobrevida global em Portugal aumentassem consideravelmente. O mesmo aconteceu com o HGO. Este hospital apresenta valores de sobrevida ainda mais elevados que a média nacional (Tabela 3.2).

Tabela 3.2. Sobrevida no Internamento em Neonatologia do HGO

Sobrevida no HGO	RNEBP		RNMBP	
	Absolutos	%	Absolutos	%
1998				
1997	20/25	0,800	45/49	0,918
1996	16/25	0,640	43/47	0,915
1995	11/23	0,478	48/51	0,941
1994	16/26	0,615	40/46	0,870

Fonte: Dados recolhidos pelo HGO.

3.2. Definição das variáveis dependentes

As variáveis dependentes cujo comportamento pretendemos explicar são, no nosso caso, variáveis relacionadas com os atrasos no desenvolvimento dos bebés. Essas variáveis foram recolhidas pelo HGO de acordo com os procedimentos da escala de

Desenvolvimento de Ruth Griffiths. Os bebês são submetidos a diversos testes e são pontuados de acordo com a capacidade de resolução desses mesmos testes. A escala varia de 0 a 200, onde 0 significa que os bebês não conseguiram pontuar no teste e 200 significa que os bebês fizeram correctamente tudo o que lhes era pedido. Deste modo, valores baixos indicam que o bebê sofre de atrasos ou incapacidades e valores altos no teste significam que o bebê tem um crescimento normal. A Figura 3.1. apresenta os resultados do índice geral de Ruth Griffiths relativos à nossa amostra.

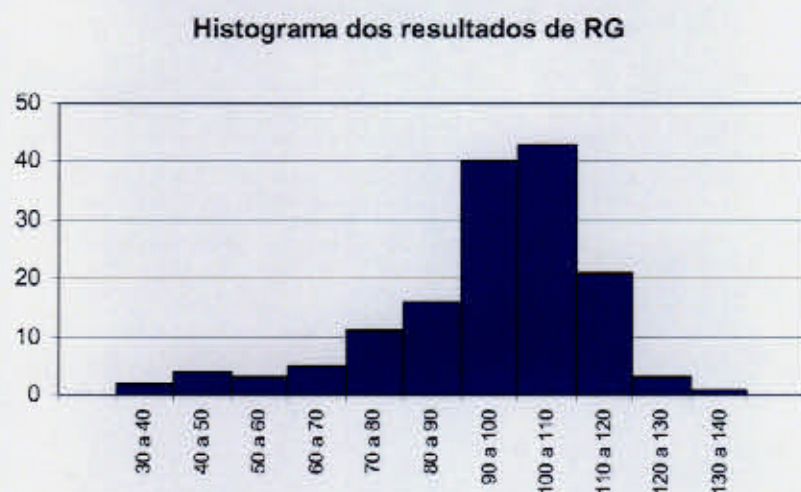


Figura 3.1. Histograma dos resultados de RG (índice geral)

Segundo Griffiths (1984), os bebês que pontuam 100 ou mais no teste, não apresentam dificuldades. Quando têm menos de 100, os bebês apresentam dificuldades e por isso devem continuar sobre observação. De acordo com esta mesma escala, iremos analisar um índice geral e 3 sub-escalas: escala A, B e C (Tabela 3.3.) para os 3 e 5 anos separadamente.

Tabela 3.3. Definição das variáveis dependentes

Variável	Definição
Geral	Atrasos no desenvolvimento geral aos 3 e 5 anos
Escala A	Atrasos no desenvolvimento locomotor aos 3 e 5 anos
Escala B	Atrasos no desenvolvimento pessoal e social aos 3 e 5 anos
Escala C	Atrasos no desenvolvimento da audição e linguagem aos 3 e 5 anos

Na Tabela 3.4. encontram-se as estatísticas descritivas principais para as variáveis dependentes deste estudo. As médias apresentam valores muito próximos de 100. Apenas a escala B para os 3 anos e a escala C para os 5 anos, apresentam valores superiores a 100.

Tabela 3.4. Definição das variáveis dependentes

	Média	Mediana	Desvio-padrão	Coef. Variação	Mínimo	Máximo	N
Ruth Griffiths 3 anos (RG3)	94,766	98,667	18,116	19,117	33	133	149
R.G. 3 anos – escala A (RG3A)	94,744	97,050	21,715	22,920	13,8	149	146
R.G. 3 anos – escala B (RG3B)	101,333	104,000	22,299	22,006	38	150	149
R.G. 3 anos – escala C (RG3C)	98,975	102,700	26,342	26,615	23	170	149
Ruth Griffiths 5 anos (RG5)	94,971	97,000	13,278	13,981	31,667	127,23	140
R.G. 5 anos – escala A (RG5A)	96,239	101,000	19,597	20,363	9	134	139
R.G. 5 anos – escala B (RG5B)	95,679	95,000	13,666	14,283	44	141	140
R.G. 5 anos – escala C (RG5C)	100,251	103,150	15,444	15,405	39,3	134,4	140

Depois de calcularmos as estatísticas descritivas para a variável dependente fomos testar se existiam diferenças estatisticamente significativas, para os 3 e 5 anos, para as médias das escalas em estudo. Nenhuma das variáveis em estudo segue a distribuição normal, por este motivo utilizámos o teste não paramétrico de Mann-Whitney.

As hipóteses a testar são as seguintes:

$$(3.1.) \quad H_0: \theta_1 = \theta_2 \quad \text{versus} \quad H_1: \theta_1 \neq \theta_2$$

As hipóteses são formuladas em termos de comparação das medianas populacionais θ_1 e θ_2 .

Estatística de teste:

$$(3.2.) \quad Z = \frac{W_1 \pm 0,5 - \mu_w}{\sigma_w}$$

As observações de ambas as amostras, ordenam-se por ordem crescente, mantendo a informação da origem das observações e atribuindo-lhes uma ordem. W_1 , corresponde à soma das ordens das observações da amostra de menor dimensão.

A distribuição amostral de W aproxima-se da distribuição normal, isto é, $W_{aprox} \sim N(\mu_w, \sigma_w)$. Os parâmetros da distribuição amostral de W , para amostras grandes, são dados pelas expressões (Siegel e Castellan, 1988):

$$(3.3.) \quad \mu_w = \frac{n_1 \times (n_1 + n_2 + 1)}{2} \quad \text{e} \quad \sigma_w = \sqrt{\frac{n_1 \times n_2 \times (n_1 + n_2 + 1)}{12}}$$

onde n_1 é a dimensão da amostra mais pequena.

Quando $W_1 < \mu_w$ deve somar-se 0,5 e quando $W_1 > \mu_w$ deve subtrair-se 0,5. No caso de $W_1 = \mu_w$ não se soma nem se subtrai 0,5.

Regra de teste: para um nível de significância fixado, α , rejeita-se H_0 quando $Z \geq z_{1-\alpha/2}$.

Os resultados obtidos constam na Tabela 3.5..

Tabela 3.5. Teste de Mann-Whitney

	Estatística de Teste	Sig.
RG5 - RG3	-2,269	,023
RG5A - RG3A	-,032	,975
RG5B - RG3B	-4,782	,000
RG5C - RG3C	-,559	,576

Como se pode facilmente constatar, para as variáveis R.G. geral e escala B existem diferenças estatisticamente significativas ($\alpha=0,05$) para os 3 e 5 anos. No entanto, para as variáveis R.G. escala A e escala C constatamos que não existem diferenças estatisticamente significativas para os 3 e 5 anos. Por este motivo, decidimos aplicar um modelo para cada escala. Deste modo vamos estudar 8 modelos em que as variáveis dependentes são as descritas anteriormente.

Para aplicarmos o modelo de regressão logística (que irá ser exposto detalhadamente no próximo capítulo) temos que dicotomizar as variáveis, isto é, as variáveis passam a tomar dois valores: bebés com atrasos/ dificuldades ou bebés sem atrasos/ dificuldades. A Tabela 3.6. mostra-nos a distribuição das variáveis dependentes, assim definidas.

Tabela 3.6. Definição das variáveis dependentes dicotomizadas

		Tem dificuldade (y=1)	Não tem dificuldade (y=0)	Total
Ruth Griffiths	N	81	68	149
3 Anos	%	54,362	45,638	
R.G. 3 Anos	N	76	70	146
Escala A	%	52,055	47,945	
R.G. 3 Anos	N	62	87	149
Escala B	%	41,611	58,389	
R.G. 3 Anos	N	65	84	149
Escala C	%	43,624	56,376	
Ruth Griffiths	N	86	54	140
5 Anos	%	61,429	38,571	
R.G. 5 Anos	N	63	76	139
Escala A	%	45,324	54,676	
R.G. 5 Anos	N	85	55	140
Escala B	%	60,714	39,286	
R.G. 5 Anos	N	52	88	140
Escala C	%	37,143	62,857	

Relativamente aos 3 anos, verificamos que no desenvolvimento geral e na escala A (escala locomotora) existem mais crianças com dificuldades, enquanto que na escala B (escala pessoal-social) e escala C (audição e linguagem) existe um maior número de crianças sem dificuldades.

Quando as crianças atingem os 5 anos, verificamos que não se comportam da mesma maneira. Relativamente ao desenvolvimento geral, continua-se a registar um maior número de crianças com atrasos. O que já não acontece na escala A nem C, onde existem mais crianças sem atrasos. Na escala B, contrariamente ao que acontecia aos 3 anos, registam-se mais crianças com atrasos.

3.3. Definição das variáveis explicativas

A informação recolhida na consulta de neonatologia/ desenvolvimento do HGO é imensa. Contudo, apenas uma pequena parte vai ser utilizada na nossa análise. Como variáveis explicativas, vamos utilizar as mesmas que os autores Hogan *et al.* (2000) e

Thompson *et al.* (2003) utilizaram na sua investigação (sempre que haja informação na nossa base de dados). Deste modo, as variáveis em análise são as seguintes:

- Peso à nascença;
- Escolaridade materna;
- Idade materna;
- Período de gravidez vigiado ou não vigiado;
- Problema social;
- Raça do bebé;
- Sexo do bebé;
- Pessoa responsável pelo bebé.

Peso à nascença

A nossa amostra é constituída por 196 bebés com menos de 1500g à nascença. O bebé mais leve nasceu com 540g e o mais pesado com 1495g, como se pode verificar na Tabela 3.7.

Tabela 3.7. Estatísticas descritivas da variável peso

Peso à nascença	Média	Desvio-padrão	Coeficiente de variação	Mínimo	Máximo	N
	1160,380	225,907	19,468%	540	1495	196

A variável peso à nascença foi dividida em classes de acordo com a metodologia utilizado frequentemente pela classe médica.

Tabela 3.8. Peso à nascença em classes

	Frequência	Percentagem
Menos de 749g	5	2,551
De 750 a 999g	48	24,490
Mais de 1000g	143	72,959
N	196	

Escolaridade materna

Esta variável refere-se ao número de anos escolares completos da mãe. Não temos informação completa para esta variável uma vez que existem 5 valores em falta (Tabela 3.9.).

Tabela 3.9. Estatísticas descritivas para a variável escolaridade materna

Escolaridade Materna	Média	Desvio-padrão	Coefficiente de variação	Mínimo	Máximo	N
	8,510	4,029	47,344%	0	17	191

Assim como Hogan *et al.* (2000) e Thompson *et al.* (2003) optámos por agregar esta variável em 3 classes: escolaridade inferior ao 9º ano, do 9º ano completo ao 12º ano completo e superior ao 12º ano (Tabela 3.10.).

Tabela 3.10. Escolaridade materna em classes

	Frequência	Percentagem	Percentagem válida
Menos de 9 anos	81	41,327	42,408
De 9 a 12 anos	84	42,857	43,979
Mais de 12 anos	26	13,265	13,613
Missing	5	2,551	
N	196		

Idade materna

A idade materna é uma variável considerada de risco. As mães com menos de 20 anos e mais de 35 anos têm uma maior tendência para partos prematuros. Esta variável foi medida em anos completos na altura do parto (Tabela 3.11.).

Tabela 3.11. Estatísticas descritivas para a variável idade materna

Idade Materna	Média	Desvio-padrão	Coefficiente de variação	Mínimo	Máximo	N
	27,643	6,318	22,856%	15	45	196

Também neste caso, decidimos agregar a variável idade materna em classes. No entanto, surgiu-nos um problema. Se optássemos por evidenciar as classes de maior risco, ou seja, se optássemos pelas classes 11 a 17 anos, 18 a 19 anos, 20 a 35 anos

e mais de 35 anos, assim como fez Thompson *et al.* (2003), existiam classes com poucas observações o que dificulta o processo de estimação do modelo. Daí que optámos pelas classes: 15 a 19 anos, 20 a 24 anos, 25 a 29 anos e mais de 30 anos como realizou Hogan *et al.* (2000) no seu estudo. A Tabela 3.12. mostra a distribuição de frequências para a variável idade materna.

Tabela 3.12. Idade materna em classes

	Frequência	Percentagem
Menos de 19 anos	23	11,735
De 20 a 24 anos	41	20,918
De 25 a 29 anos	52	26,531
Mais de 30 anos	80	40,816
N	196	

Sexo do bebé

A variável sexo encontra-se bem repartida como se pode verificar na Tabela 3.13.

Tabela 3.13. Distribuição da variável sexo

	Frequência	Percentagem
Feminino	104	53,061
Masculino	92	46,934
N	196	

Raça do bebé

A variável raça foi dividida em 2 classes: caucasiana e não caucasiana (Tabela 3.14.). Na classe não caucasiana incluímos todos os bebés que não eram caucasianos. Ou seja, além dos bebés identificados como sendo não caucasianos, incluímos também um indiano, um cigano e três mestiços.

Tabela 3.14. Distribuição de frequências da variável etnia

	Frequência	Porcentagem
Caucasiano	164	83,673
Não caucasiano	32	16,327
N	196	

Problema social

A variável problema social foi dividida em duas classes: existência de problemas sociais ou não existência de problemas sociais na família do recém-nascido. Por problema social entendemos: toxicodependência, mãe e/ou pai seropositivo, álcool, prostituição, desemprego, emprego precário, conflito familiar grave, prisão, bebê para adoção, pais imigrantes não legalizados. Na Tabela 3.15. encontra-se a distribuição desta variável.

Tabela 3.15. Distribuição da variável problema social

	Frequência	Porcentagem
Não problema social	137	69,898
Problema social	59	30,102
N	196	

Gravidez vigiada

A variável gravidez vigiada tem em conta o número de consultas da mãe ao longo da gravidez. Como gravidez não vigiada considerámos as grávidas que tiveram 2 ou menos consultas. Das 34 grávidas classificadas como gravidez não vigiada, 32 não tiveram nenhuma consulta, 1 grávida teve uma consulta e outra teve duas consultas. A Tabela 3.16. evidencia que a maioria (aproximadamente 82%) das mães teve uma gravidez vigiada.

Tabela 3.16. Distribuição da variável gravidez vigiada

	Frequência	Percentagem	Percentagem válida
Gravidez vigiada	161	82,143	82,564
Gravidez não vigiada	34	17,347	17,436
Missing	1	0,510	
N	196		

Pessoa responsável pelo bebê

Segundo Thompson *et al.* (2003), uma das variáveis relevantes para o estudo do desenvolvimento dos bebês é a variável estado civil da mãe, que tem duas categorias, se a mãe é casada ou não. A informação recolhida pelo HGO não contém essa variável, contudo o hospital recolhe informação acerca de quem tem a responsabilidade de tomar conta do bebê. A Tabela 3.17. indica-nos que em 29 dos casos não são os pais que tomam conta dos bebês, mas sim outras pessoas. Por outros considera-se só a mãe, só o pai, avós, amas ou outros.

Tabela 3.17. Distribuição da variável pessoa responsável pelo bebê

	Frequência	Percentagem	Percentagem válida
Mãe e Pai	158	80,612	84,492
Outros	29	14,796	15,508
Missing	9	4,592	
N	196		

Todas as variáveis enunciadas anteriormente irão ser usadas para estimar os diferentes modelos, que vão ser apresentados no próximo capítulo.

Capítulo 4

4. Modelo Logit ou Regressão Logística

Este capítulo descreve o trabalho de modelação empreendido para avaliar o desenvolvimento de bebés com muito baixo peso à nascença.

Vamos iniciar este estudo com a apresentação do modelo teórico, modelo logit ou regressão logística binomial (dois nomes para o mesmo método). De seguida, apresentam-se os pressupostos do modelo e as estatísticas de avaliação dos diferentes modelos estimados. Por último, serão referidas medidas da qualidade do ajustamento como o teste de Hosmer e Lemeshow e a curva ROC.

O modelo logit é utilizado em diversas disciplinas: economia e finanças, criminologia, ecologia, engenharia, políticas de saúde e pesquisas biomédicas. Mas foi na análise de experiências biológicas que teve a sua origem. Surgiu como uma alternativa ao modelo probit (Cramer, 2003), daí a razão para a escolha deste modelo na realização deste trabalho.

As curvas ROC têm origem na engenharia, no ramo da teoria da detecção do sinal, contudo são muito utilizadas na interpretação de diagnósticos médicos.

4.1. Especificação do modelo

O modelo de variável dependente binomial utiliza-se quando a variável dependente é dicotómica e as variáveis independentes são de qualquer tipo. Neste tipo de modelos, considera-se que, para cada indivíduo, a resposta y pode tomar apenas um de dois valores possíveis que, por conveniência, se designam por 0 ou 1 (genericamente são

usados os termos "insucesso" ou "sucesso" para referenciar estas duas categorias). Então, a variável aleatória dicotômica, pode ser definida da seguinte forma:

$$(4.1.) \quad y = \begin{cases} 1 & \text{se a resposta corresponde a um "sucesso"} \\ 0 & \text{se a resposta corresponde a um "insucesso"} \end{cases}$$

4.1.1. Modelos de escolha binária

Considere-se o modelo em que um bebé com muito baixo peso à nascença pode vir a ter atrasos no desenvolvimento ($y = 1$) ou não ($y = 0$). Acreditamos que um conjunto de factores, tais como, o nível de educação da mãe, a idade da mãe, o período de gravidez, entre outros, constitui a matriz $\mathbf{X}$ que explica a seguinte decisão:

$$(4.2.) \quad \text{Prob}(y = 1) = F(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})$$

$$(4.3.) \quad \text{Prob}(y = 0) = 1 - F(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})$$

Onde, $F(\cdot)$ é a função de distribuição e $\mathbf{x}$ denota uma coluna ou uma linha de $\mathbf{X}$.

O vector de parâmetros $\boldsymbol{\beta}$ reflecte o impacto de mudanças de $\mathbf{x}$ em probabilidade. Uma das formas possíveis de $F(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})$ é:

$$(4.4.) \quad F(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$$

Onde,

$$(4.5.) \quad \mathbf{X}_{(n \times k)} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2j} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{ik} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nj} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \boldsymbol{\beta}_{(k \times 1)} = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_j \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

A convenção de notação mais frequente em estatística representa variáveis aleatórias por letras maiúsculas e as respectivas realizações (valores observados) por minúsculas. Neste trabalho, não se utilizará esta convenção. Quer as variáveis aleatórias, quer os respectivos valores observados são representados por minúsculas. As letras maiúsculas a negrito ficarão reservadas para representar matrizes e letras

minúsculas a negrito representarão vectores. Deste modo, $\mathbf{x}_j$ é a j -ésima coluna da matriz $\mathbf{X}$ e $\mathbf{x}_i$ é um vector coluna transposto da i -ésima linha de $\mathbf{X}$. Onde,

$$(4.6.) \quad \mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{ik} \\ \vdots \\ x_{ik} \end{bmatrix}$$

Se o modelo tiver termo constante, a primeira coluna da matriz $\mathbf{X}$ apenas incluirá 1's.

Como $E[y|\mathbf{x}] = F(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})$, podemos construir o seguinte modelo de regressão:

$$(4.7.) \quad y = E[y|\mathbf{x}] + (y - E[y|\mathbf{x}]) = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} + \varepsilon$$

Onde, $E[y|\mathbf{x}]$ é o valor esperado de y dado $\mathbf{x}$ e $\varepsilon = y - E[y|\mathbf{x}]$ é o resíduo.

No modelo linear em probabilidade (MLP) temos que ter em conta que ε é heterocedástico, depende de $\boldsymbol{\beta}$ e não é constante. Quando $\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} + \varepsilon$ é igual a 0 ou a 1, ε é igual a $-\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$ ou a $1 - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$, com probabilidades $1 - F(\cdot)$ ou $F(\cdot)$, respectivamente. Deste modo, podemos facilmente demonstrar que:

$$(4.8.) \quad \text{Var}[\varepsilon|\mathbf{x}] = (\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x})(1 - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x})$$

Como o MLP é heterocedástico, o estimador dos mínimos quadrados ordinários de $\boldsymbol{\beta}$ é ineficiente e o desvio padrão é enviesado, os testes estatísticos deixam de ser válidos, uma vez que as suas distribuições sob a hipótese nula não são as mesmas. Por estes motivos, o MLP é o modelo menos utilizado, excepto quando se quer fazer comparações com outros modelos apropriados (Greene, 2000).

Se pretendemos que o nosso modelo produza previsões consistentes de acordo com as equações (4.2.) e (4.3.), para um dado vector regressor devemos esperar:

$$(4.9.) \quad \lim_{\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} \rightarrow +\infty} \text{Prob}(y = 1) = 1$$

$$(4.10.) \quad \lim_{\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} \rightarrow -\infty} \text{Prob}(y = 1) = 0$$

Em princípio qualquer distribuição de probabilidade contínua será suficiente para que se verifiquem os resultados anteriores. As mais utilizadas são: a distribuição logística e normal.

Ao longo deste trabalho iremos utilizar a distribuição logística. Temos então que,

$$(4.11.) \quad \text{Prob}(y = 1) = \frac{e^{\beta'x}}{1 + e^{\beta'x}} = \Lambda(\beta'x)$$

Deste modo, o modelo tem a seguinte regressão:

$$\begin{aligned} (4.12.) \quad E[y|x] &= (y=0)\text{Prob}(y=0|x) + (y=1)\text{Prob}(y=1|x) \\ &= 0[1 - F(\beta'x)] + 1[F(\beta'x)] = F(\beta'x) \\ &= \text{Prob}(y=1|x) \end{aligned}$$

Qualquer que seja a distribuição utilizada, é importante notar que os parâmetros do modelo não são necessariamente os efeitos marginais usuais. Em geral,

$$(4.13.) \quad \frac{\partial E[y|x]}{\partial x} = \left[\frac{dF(\beta'x)}{d(\beta'x)} \right] \beta = f(\beta'x)\beta$$

onde $f(\cdot)$ é a função densidade correspondente à distribuição acumulada, $F(\cdot)$.

Para a distribuição logística vem:

$$(4.14.) \quad \frac{d\Lambda(\beta'x)}{d(\beta'x)} = \frac{e^{\beta'x}}{(1 + e^{\beta'x})^2} = \Lambda(\beta'x)[1 - \Lambda(\beta'x)]$$

Sendo:

$$(4.15.) \quad \frac{\partial E[y|x]}{\partial x} = \Lambda(\beta'x)[1 - \Lambda(\beta'x)]\beta$$

Ou seja o valor anterior dá-nos o impacto de uma variação da variável explicativa, no comportamento da variável dependente (explicamos em detalhe nos próximos capítulos).

Por exemplo, no nosso caso, este valor vai-nos dizer quanto é que a probabilidade de existirem problemas no desenvolvimento aumenta, quando o peso do bebé aumenta.

4.1.2. Variável latente ou variável índice

Subjacente à variável y observada, existe uma variável y^* à qual se dá o nome de *variável latente* ou *variável índice*. Dá-se o nome de variável latente porque não é observada, ao contrário de y que é o que realmente é observado (Johnston e Dinardo, 2001). Assim, não se conhece y^* mas sabe-se que depende de um conjunto de k variáveis explicativas.

$$(4.16.) \quad y^* = \beta'x + \varepsilon$$

Assumindo que ε segue uma distribuição logística, a variável que se observa é:

$$(4.17.) \quad y = \begin{cases} 1 & \text{se } y^* > 0 \\ 0 & \text{se } y^* \leq 0 \end{cases}$$

Como y^* é uma variável contínua, o modelo evita os problemas encontrados no MLP. Contudo, como a variável dependente não é observada, o modelo não pode ser estimado através do método dos mínimos quadrados ordinários. Por este motivo, utilizamos o método de estimação de máxima verosimilhança, que requer hipóteses acerca da distribuição dos erros. Neste caso, assumimos que os erros são logísticos o que resulta na escolha de um modelo logit, (poderíamos ter assumido que os erros eram normais e nesse caso obtínhamos o modelo probit, ver Anexo A). Assumimos que $E(\varepsilon|x) = 0$.

Como y^* não é observado, não podemos estimar a variância dos erros.

No modelo logit, assumimos que os erros têm uma distribuição logística com média 0 e variância $\pi^2/3$. Esta variância pouco usual é escolhida porque resulta numa equação simples para a função densidade:

$$(4.18.) \quad \lambda(\varepsilon) = \frac{e^\varepsilon}{(1 + e^\varepsilon)^2}$$

E ainda mais simples para a função de distribuição:

$$(4.19.) \quad \Lambda(\varepsilon) = \frac{e^\varepsilon}{1 + e^\varepsilon}$$

Em primeiro lugar vamos considerar a probabilidade de $y = 1$ quando $y^* > 0$,

$$(4.20.) \quad \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x}) = \text{Prob}(y^* > 0 | \mathbf{x})$$

Substituindo $y^* = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} + \varepsilon$, vem que:

$$(4.21.) \quad \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x}) = \text{Prob}(\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} + \varepsilon > 0 | \mathbf{x})$$

Subtraindo $\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$ a cada lado da inequação, vem que:

$$(4.22.) \quad \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x}) = \text{Prob}(\varepsilon > -\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} | \mathbf{x})$$

Como a distribuição logística é simétrica, vem que:

$$(4.23.) \quad \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x}) = \text{Prob}(\varepsilon \leq \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x} | \mathbf{x})$$

Ou seja, genericamente:

$$(4.24.) \quad \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x}) = \Lambda(\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x})$$

4.1.3. Identificação

Em geral, quando se pretende estimar o modelo logit definido como sendo

$E(y | \mathbf{x}) = \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x}) = \Lambda(\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x})$ existe um problema de identificação dos parâmetros.

Pelo que é necessário impor, para além da hipótese habitual $E(\varepsilon | \mathbf{x}) = 0$, que

$$\text{Var}(\varepsilon | \mathbf{x}) = \frac{\pi^2}{3}.$$

Esta condição de identificação, $\text{Var}(\varepsilon | \mathbf{x}) = \frac{\pi^2}{3}$, não afecta o valor da probabilidade uma vez que:

$$(4.25.) \quad p_i = \text{Prob}(y_i = 1 | \mathbf{x}_i) = \frac{e^{\beta' \mathbf{x}_i}}{1 + e^{\beta' \mathbf{x}_i}} = \frac{1}{1 + e^{-\beta' \mathbf{x}_i}}$$

O lado direito da equação é a função de distribuição logística com variância $\sigma^2 = \frac{\pi^2}{3}$.

Podemos standardizar ε de maneira a ter variância unitária dividindo a estrutura do modelo por σ :

$$(4.26.) \quad \frac{y_i}{\sigma} = \frac{\beta' \mathbf{x}_i}{\sigma} + \frac{\varepsilon_i}{\sigma}$$

$\frac{\varepsilon}{\sigma}$ tem uma distribuição logística estandardizada com função distribuição:

$$(4.27.) \quad \Lambda^s\left(\frac{\varepsilon_i}{\sigma}\right) = \frac{e^{\left(\frac{\pi \varepsilon_i}{\sqrt{3} \sigma}\right)}}{1 + e^{\left(\frac{\pi \varepsilon_i}{\sqrt{3} \sigma}\right)}} = \Lambda(\varepsilon_i)$$

Consequentemente, a probabilidade de um evento não ser afectado pela hipótese de identificação, tem a ver com a $\text{Var}(\varepsilon | \mathbf{x})$. Enquanto que o valor assumido para a $\text{Var}(\varepsilon | \mathbf{x})$ afecta os β 's, não afecta a quantidade de interesse, nomeadamente, a probabilidade de um evento ocorrer (Long, 1997).

4.1.4. Modelo não linear em probabilidade

Os modelos de variável dependente binária também podem ser calculados sem recorrer a uma variável latente. Para o fazermos, temos que relacionar os x 's com a probabilidade de evento. Por exemplo, Aldrich e Nelson (1984, pág. 31-32) calcularam o modelo logit, começando o problema em que um MLP podia prever valores para a $\text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x})$ maiores que 1 ou menores que 0. Para eliminar este problema eles transformaram $\text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x})$ numa função com intervalo de $-\infty$ a ∞ . Primeiro, a probabilidade foi transformada em *odds*:

$$(4.28.) \quad \frac{\text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x})}{\text{Prob}(y = 0 | \mathbf{x})} = \frac{\text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x})}{1 - \text{Prob}(y = 1 | \mathbf{x})}$$

O *odds* indica a frequência com que algo acontece ($y = 1$) relativamente à frequência com que algo não acontece ($y = 0$), e o *odds* varia de 0 quando $\text{Prob}(y = 1|\mathbf{x}) = 0$ até ∞ quando $\text{Prob}(y = 1|\mathbf{x}) = 1$. O logaritmo do *odds* é conhecido como sendo o logit, com intervalo de $-\infty$ a ∞ . Isto sugere um modelo linear no logit:

$$(4.29.) \quad \ln \Omega(\mathbf{x}) = \ln \left[\frac{\text{Prob}(y = 1|\mathbf{x})}{1 - \text{Prob}(y = 1|\mathbf{x})} \right] = \boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$$

Que é equivalente ao modelo logit calculado anteriormente:

$$(4.30.) \quad \text{Prob}(y = 1|\mathbf{x}) = \frac{e^{\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}}}{1 + e^{\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}}}$$

4.1.5. Interpretação dos parâmetros estimados

Começamos este capítulo por assumir que ajustámos um modelo de regressão logística aos dados e que as variáveis no modelo são significativas quer no sentido estatístico, quer por motivos biológicos e que o modelo está bem ajustado de acordo com algumas medidas estatísticas de ajustamento.

A interpretação de qualquer modelo ajustado requer que estejamos preparados para fazer inferências práticas acerca dos coeficientes estimados do modelo. A questão que muitas vezes se coloca é: *O que é que os coeficientes estimados do modelo nos dizem relativamente ao problema que nos motivou ao estudo?* Na maior parte dos casos, apenas interessa a interpretação dos coeficientes associados a cada uma das variáveis independentes (Hosmer e Lemeshow, 2000).

Nesta secção vamos ver como se faz a interpretação dos coeficientes estimados no modelo logit.

4.1.5.1. Efeitos marginais

Quando a variável explicativa é contínua, o método mais usual para interpretar o modelo logit é calcular os efeitos marginais, isto é, determinar como variam as probabilidades estimadas quando a variável explicativa varia, mantendo todas as outras constantes.

Como já foi referido, no caso do modelo logit, vem que:

$$(4.31.) \quad \text{Prob}(y = 1|\mathbf{x}) = \Lambda(\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}) = E(y|\mathbf{x})$$

Aquilo que nos interessa é o cálculo dos efeitos marginais estimados, ou seja, saber como é que $\text{Prob}(y = 1|\mathbf{x})$ varia quando x_j varia.

$$(4.32.) \quad \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x})}{\partial x_j} = \frac{\partial \Lambda(\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x})}{\partial x_j} = \frac{d\Lambda(\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x})}{d\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}} \frac{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}}{\partial x_j} = \lambda(\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}) \hat{\beta}_j$$

Logo:

$$(4.33.) \quad \begin{aligned} \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x})}{\partial x_j} &= \lambda(\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}) \hat{\beta}_j = \frac{e^{\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}}}{[1 + e^{\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}}]^2} \hat{\beta}_j \\ &= \widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x}) [1 - \widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x})] \hat{\beta}_j \end{aligned}$$

O efeito marginal é o declive da curva de probabilidade que relaciona x_j com a $\widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x})$, mantendo todas as variáveis constantes. O sinal do efeito marginal é determinado por $\hat{\beta}_j$, porque $\lambda(\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x})$ é sempre positivo. A magnitude da mudança depende da magnitude de $\hat{\beta}_j$ e do valor de $\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{x}$. Isto está representado na Figura 4.1. onde a linha laranja indica a $\widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x})$ e a linha azul o efeito marginal. O efeito marginal é maior em $x = x_2$, que corresponde à $\widehat{\text{Prob}}(y = 1|\mathbf{x}) = 0,5$. O efeito marginal é simétrico em torno de x_2 , reflectindo a simetria de $\lambda(\cdot)$. Deste modo:

$$(4.34.) \quad \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y = 1|x = x_1)}{\partial x} = \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y = 1|x = x_3)}{\partial x}$$

A magnitude dos valores marginais depende dos valores de outras variáveis e dos seus coeficientes estimados, desde que $\lambda(\cdot)$ seja calculada em $\hat{\beta}'x$. Consequentemente, o efeito marginal depende dos $\hat{\beta}$'s para todas as variáveis e dos níveis de todas as variáveis explicativas x_j , $j=1, \dots, k$.

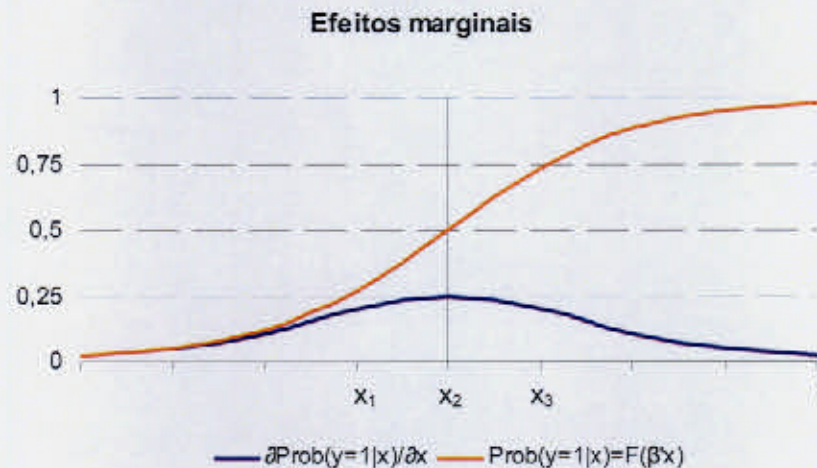


Figura 4.1. Efeitos marginais no modelo de resposta binária

Os $\hat{\beta}$'s também podem ser usados para avaliar o valor relativo da magnitude dos efeitos marginais para duas variáveis. A partir da equação (4.32.), a razão do efeito marginal de x_i e x_l é:

$$(4.35.) \quad \frac{\frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y=1|x)}{\partial x_i}}{\frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y=1|x)}{\partial x_l}} = \frac{f(\hat{\beta}'x)\hat{\beta}_i}{f(\hat{\beta}'x)\hat{\beta}_l} = \frac{\hat{\beta}_i}{\hat{\beta}_l}$$

Assim, enquanto os $\hat{\beta}$'s são identificados apenas com um factor de escala, a sua razão é identificada e pode ser usada para comparar os efeitos de variáveis que sejam independentes.

Como o efeito marginal de x_i na $\text{Prob}(y=1|x)$ depende do nível de todas as outras variáveis, devemos decidir quais os valores das variáveis a usar quando calculamos o efeito. O mais usual é calcular a média de todas as observações:

$$(4.36.) \quad \text{média} \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x})}{\partial x_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i (\hat{\beta}' \mathbf{x}_i) \hat{\beta}_j$$

Ou calcular o efeito marginal avaliado na média das variáveis explicativas.

$$(4.37.) \quad \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{\mathbf{x}})}{\partial x_j} = f(\hat{\beta}' \bar{\mathbf{x}}) \hat{\beta}_j$$

Esta abordagem é a usualmente utilizada quando as variáveis explicativas são contínuas, uma vez que o cálculo do efeito marginal envolve uma derivada parcial.

Quando as variáveis são discretas é mais correcto calcular os efeitos de mudanças discretas.

4.1.5.2. Efeitos de mudanças discretas

Seja, $\widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x}, x_j)$ a probabilidade de um evento dado $\mathbf{x}$, avaliado na variável x_j .

Assim, a $\widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x}, x_j + \delta)$ é a probabilidade de sucesso quando x_j é aumentado por δ , mantendo todas as outras variáveis constantes. A mudança discreta na probabilidade para uma mudança de δ em x_j é igual a (onde $\Delta x_j = \delta$):

$$(4.38.) \quad \frac{\Delta \widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x})}{\Delta x_j} = \widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x}, x_j + \delta) - \widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x}, x_j)$$

Ao interpretar estes resultados é essencial compreender que, em geral, os efeitos marginais não são iguais às mudanças discretas:

$$(4.39.) \quad \frac{\partial \widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x})}{\partial x_j} \neq \frac{\Delta \widehat{\text{Prob}}(y=1|\mathbf{x})}{\Delta x_j}$$

excepto no limite, quando δ começa a ser infinitamente pequeno (o que é, por definição, os efeitos marginais).

O valor das mudanças discretas na probabilidade, para uma determinada variação Δx_j , depende de 3 factores:

- da magnitude de mudança em x_j ;
- do valor inicial de x_j ;
- do valor de todas as variáveis que não sofreram alterações.

Assim, o problema prático é escolher quais os valores das variáveis a considerar e que variação permitir.

Montantes de mudança nas variáveis independentes

As mudanças discretas podem ser calculadas para qualquer montante de mudança na variável independente, mantendo todas as outras variáveis com um valor fixo. O montante de mudança que permitimos para uma variável independente depende do tipo de variável e do estudo em causa.

Uma mudança de 1 para 0 numa variável *dummy*. Uma medida para o cálculo das mudanças discretas em variáveis *dummy*, é a seguinte:

$$(4.40.) \quad \frac{\Delta \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x})}{\Delta x_j} = \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x}, x_j=1) - \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x}, x_j=0)$$

Este valor dá-nos a variação da probabilidade de $y=1$, mantendo todas as outras variáveis com o seu valor médio.

Uma mudança do máximo para o mínimo. Outra medida, é permitir que uma variável varie do seu máximo para o mínimo, enquanto todas as outras variáveis são fixas na média. Seja $\widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x}, x_j)$ a probabilidade calculada quando todas as variáveis, excepto x_j , são iguais à média, e x_j igual a um valor específico. Por exemplo, $\widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x}, \min x_j)$ é a probabilidade quando x_j é igual ao mínimo. Vem que:

$$(4.41.) \quad \frac{\Delta \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x})}{\Delta x_j} = \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x}, \max x_j) - \widehat{\text{Prob}}(y=1|\bar{x}, \min x_j)$$

É necessária usar alguma cautela na utilização do mínimo e do máximo. O uso do valor mínimo ou máximo pode ser enganador se houver valores extremos na amostra. Antes de usarmos o valor mínimo ou máximo, devemos examinar a distribuição de frequências para cada variável. Se a amostra apresentar valores extremos devemos considerar o 5º e o 95º percentil em vez do mínimo e do máximo.

Outras escolhas. A ideia de mudanças discretas pode ser expandida de várias maneiras dependendo do estudo em causa. Se uma mudança para um determinado montante é muito importante, como por exemplo a adição de 4 anos escolares, deve ser utilizada.

Escolher valores das variáveis independentes

Uma vez que a mudança na probabilidade para uma dada mudança em x_k depende dos níveis de todas as variáveis independentes, devemos decidir em quais valores de x 's calcular as mudanças discretas. Uma aproximação comum é avaliar a probabilidade para um indivíduo "médio" da amostra. Por exemplo, manter todos os valores na sua média. Se as variáveis independentes forem altamente assimétricas, avaliar as mudanças relativas para a média poderá conduzir a erro e as mudanças relativas para a mediana poderão ser mais úteis.

As variáveis *dummy* requerem uma consideração especial. Se x_d for uma variável *dummy*, $\bar{x}_d$ é a proporção amostral com $x_d = 1$. A probabilidade prevista em $\bar{x}_d$ encontra-se entre a probabilidade prevista $x_d = 1$ e $x_d = 0$. Alternativamente, podemos calcular as probabilidades previstas para cada combinação das variáveis *dummy*, mantendo todas as outras variáveis com o seu valor médio.

Se existir uma combinação das variáveis independentes de particular interesse, esses valores podem ser usados como base.

4.1.5.3. Interpretação usando o *Odds Ratio*

O nosso método final de interpretação traz imensas vantagens ao modelo logit. Uma simples transformação nos β 's do modelo logit indicam um factor de mudança no *odds* de um evento ocorrer.

A partir da equação (4.29.) o modelo logit pode ser escrito como um modelo loglinear:

$$(4.42.) \quad \ln \Omega(\mathbf{x}) = \beta' \mathbf{x}$$

Onde

$$(4.43.) \quad \Omega(\mathbf{x}) = \frac{\text{Prob}(y=1|\mathbf{x})}{\text{Prob}(y=0|\mathbf{x})} = \frac{\text{Prob}(y=1|\mathbf{x})}{1 - \text{Prob}(y=1|\mathbf{x})}$$

é o *odds* de um dado evento $\mathbf{x}$. $\ln \Omega(\mathbf{x})$ é o logaritmo do *odds*, conhecido como o logit.

A equação (4.42.) mostra que o modelo logit é linear na função logit. Consequentemente:

$$(4.44.) \quad \frac{\partial \ln \Omega(\mathbf{x})}{\partial x_j} = \beta_j$$

Como o modelo é linear, β_j pode ser interpretado como:

- Para uma mudança infinitesimal em x_j nós esperamos que o logit mude β_j unidades, mantendo todas as outras variáveis constantes.

Tendo em conta a transformação exponencial da equação (4.42.) vem que:

$$(4.45.) \quad \begin{aligned} \Omega(\mathbf{x}) &= e^{\beta' \mathbf{x}} = e^{\beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_j x_j + \dots + \beta_K x_K} \\ &= e^{\beta_1} e^{\beta_2 x_2} \dots e^{\beta_j x_j} \dots e^{\beta_K x_K} = \Omega(\mathbf{x}, x_j) \end{aligned}$$

A última igualdade introduz a notação que torna explícito o valor de x_j . Para avaliar o efeito de x_j , nós queremos saber quantas vezes Ω muda quando x_j altera determinada quantidade δ . Se alterarmos δ em x_j o *odds* vem:

$$(4.46.) \quad \Omega(\mathbf{x}, x_j + \delta) = e^{\beta_1} e^{\beta_2 x_2} \dots e^{\beta_j (x_j + \delta)} \dots e^{\beta_K x_K} = e^{\beta_1} e^{\beta_2 x_2} \dots e^{\beta_j x_j} e^{\beta_j \delta} \dots e^{\beta_K x_K}$$

Para comparar o *odds* antes e depois de adicionarmos δ a x_j , temos o *odds ratio*:

$$(4.47.) \quad OR = \frac{\Omega(\mathbf{x}, x_j + \delta)}{\Omega(\mathbf{x}, x_j)} = \frac{e^{\beta_1} e^{\beta_2 x_2} \dots e^{\beta_j x_j} e^{\beta_j \delta} \dots e^{\beta_K x_K}}{e^{\beta_1} e^{\beta_2 x_2} \dots e^{\beta_j x_j} \dots e^{\beta_K x_K}} = e^{\beta_j \delta}$$

Variáveis dicotómicas

Resumindo, no caso de uma variável explicativa dicotómica temos:

$$(4.48.) \quad OR = \frac{\frac{\text{Prob}(y=1|x=1)}{\text{Prob}(y=0|x=1)}}{\frac{\text{Prob}(y=1|x=0)}{\text{Prob}(y=0|x=0)}} = \frac{\frac{\text{Prob}(y=1|x=1)}{1-\text{Prob}(y=1|x=1)}}{\frac{\text{Prob}(y=1|x=0)}{1-\text{Prob}(y=1|x=0)}} = e^{\beta_j}$$

Por outras palavras, o *odds ratio* é uma medida de associação que nos indica o quanto mais ou menos provável é a probabilidade de obter uma resposta positiva, consoante o valor da variável independente. Por exemplo, para variáveis explicativas dicotómicas, se considerarmos que o y indica a presença ou ausência de doença e x a presença ou ausência de determinado factor de risco, então o *odds ratio* indica-nos o quanto mais ou menos propício é o aparecimento de doença, consoante o factor de risco está ou não presente.

A interpretação dada ao *odds ratio* baseia-se no facto de esta medida, em determinadas circunstâncias, se aproximar a uma outra medida de associação designada por risco relativo (*relative risk*), o qual é dado por:

$$(4.49.) \quad RR = \frac{\text{Prob}(y=1|x=1)}{\text{Prob}(y=1|x=0)}$$

Pela expressão (4.48.) podemos verificar que esta medida constitui uma aproximação do *odds ratio* quando:

$$(4.50.) \quad \frac{1-\text{Prob}(y=1|x=0)}{1-\text{Prob}(y=1|x=1)} \approx 1$$

Para que esta condição se verifique, é necessário que a $\text{Prob}(y=1|x)$ seja pequena tanto para $x=1$ como para $x=0$. Esta situação ocorre quando a incidência da doença é baixa. Ou seja, quando estamos perante doenças raras, o RR e o OR são aproximadamente iguais.

Variáveis policotômicas

Suponhamos agora que em vez de 2 categorias, a nossa variável explicativa tem k categorias, $k > 2$, então são necessárias $(k - 1)$ categorias para representar a variável independente. Por exemplo, consideremos o factor estado civil com 4 níveis: solteiro, casado, divorciado e viúvo. Para representar esta variável iremos atribuir valor zero a todas as variáveis mudas para um dos níveis, habitualmente designado por grupo de referência. A representação do factor estado civil à custa de 3 variáveis mudas, usando como grupo de referência os indivíduos solteiros, encontra-se na Tabela 4.1.:

Tabela 4.1. Representação do factor estado civil à custa de 3 variáveis mudas

	d_1	d_2	d_3
Solteiro	0	0	0
Casado	1	0	0
Divorciado	0	1	0
Viúvo	0	0	1

Neste método, todas as variáveis indicatrizes construídas tomam o valor zero para a categoria de referência e, para as restantes $(k-1)$ categorias, cada uma das $(k-1)$ variáveis indicatrizes toma o valor 1. Assim, para cada categoria é calculado um *odds ratio*, que toma o valor um para a categoria de referência e, para as restantes, é obtido pela diferença dos logits (categoria em estudo versus categoria de referência), de forma análoga descrita para as variáveis independentes dicotômicas. Por exemplo, para a variável policotômica estado civil apresentada anteriormente, a estimativa do *odds ratio* associada à segunda categoria (casados) é obtida através de:

$$\begin{aligned} (4.51.) \quad \ln[\widehat{OR}(\text{casado, solteiro})] &= \widehat{\text{logit}}(\text{casado}) - \widehat{\text{logit}}(\text{solteiro}) \\ &= [\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2(d_1 = 1) + \hat{\beta}_3(d_2 = 0) + \hat{\beta}_3(d_3 = 0)] - [\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2(d_1 = 0) + \hat{\beta}_3(d_2 = 0) + \hat{\beta}_3(d_3 = 0)] = \hat{\beta}_2 \end{aligned}$$

Onde os indivíduos solteiros são considerados como grupo de referência.

4.1.5.4. Interpretação com base nas probabilidades previstas

O método mais directo para interpretar os resultados é examinar as probabilidades previstas de um evento para diferentes valores das variáveis independentes. Quando existem mais do que duas variáveis, não é possível desenhar a superfície de probabilidade e a decisão deve ser tomada tendo em conta quais as probabilidades a calcular e como apresentá-las. Um primeiro passo muito útil é estudar o intervalo de variação da amostra e o grau em que cada variável afecta a probabilidade. Se o intervalo de probabilidades for entre 0,2 e 0,8 (ou mais conservadora, entre 0,3 e 0,7), a relação entre x 's e a probabilidade prevista é aproximadamente linear, e medidas simples podem ser usadas para resumir os resultados. Ou, se o intervalo de probabilidade for pequeno, a relação entre x 's e a probabilidade também será aproximadamente linear.

Determinar o intervalo de probabilidades

A probabilidade prevista de um evento ocorrer dado x , para um indivíduo i é:

$$(4.52.) \quad \hat{p}_i = \widehat{\text{Prob}}(y_i = 1 | x_i) = F(\hat{\beta}'x_i)$$

As probabilidades previstas do mínimo, do máximo e da média são definidas da seguinte maneira:

$$(4.53.) \quad \min \widehat{\text{Prob}}(y = 1 | x) = \min_i \Lambda(\hat{\beta}'x_i)$$

$$(4.54.) \quad \max \widehat{\text{Prob}}(y = 1 | x) = \max_i \Lambda(\hat{\beta}'x_i)$$

$$(4.55.) \quad \text{media } \widehat{\text{Prob}}(y = 1 | x) = \text{media}_i \Lambda(\hat{\beta}'x_i)$$

onde $\min_i$ indica tomar o valor mínimo de todas as observações e $\max_i$ indica tomar o valor máximo.

4.2. Estimação dos parâmetros

Devido à natureza não linear de $E[y|x]$, o método dos mínimos quadrados não é aplicável para estimar modelos com variável dependente categórica. Poder-se-á utilizar versões não lineares desse método, mas é mais fácil utilizar o método de estimação de máxima verossimilhança (MV).

Para especificar a equação de verossimilhança, definimos p_i como sendo a probabilidade de observar qualquer valor de y :

$$(4.56.) \quad p_i = \begin{cases} \text{Prob}(y_i = 1|x_i) & \text{se } y_i = 1 \\ 1 - \text{Prob}(y_i = 1|x_i) & \text{se } y_i = 0 \end{cases}$$

Onde a $\text{Prob}(y=1|x)$ foi definida através da equação (4.24.). Assumindo que a amostra é independente e identicamente distribuída (iid), a função de verossimilhança é o produto da probabilidade de cada observação.

$$(4.57.) \quad L(\beta|y, X) = \prod_{i=1}^N p_i$$

Combinando as equações (4.56.) e (4.57.), vem que:

$$(4.58.) \quad L(\beta|y, X) = \prod_{y=1} \text{Prob}(y_i = 1|x_i) \prod_{y=0} [1 - \text{Prob}(y_i = 1|x_i)]$$

Onde os índices da multiplicação indicam que o produto é calculado somente quando $y = 1$ e $y = 0$. Ou seja, designando por 1, ..., m as m observações tais que $y_i = 1$ e por $m + 1$ as $n - m$ observações tais que $y_i = 0$, tem-se:

$$(4.59.) \quad L(\beta|y, X) = \text{Prob}(y_1 = 1) \cdot \text{Prob}(y_2 = 1) \dots \text{Prob}(y_m = 1) \cdot \text{Prob}(y_{m+1} = 0) \dots \text{Prob}(y_n = 0)$$

Os β 's são incorporados na equação quando substituimos o lado direito da equação (4.24.):

$$(4.60.) \quad \begin{aligned} L(\beta|y, X) &= \prod_{i=1}^m [\Lambda(\beta'x_i)] \prod_{i=m+1}^n [1 - \Lambda(\beta'x_i)] = \\ &= \prod_{i=1}^n [\Lambda(\beta'x_i)]^{y_i} [1 - \Lambda(\beta'x_i)]^{1-y_i} \end{aligned}$$

Normalmente, trabalha-se com a função logaritmo da verosimilhança (log-verosimilhança), que é definida do seguinte modo:

$$(4.61.) \quad \ln L(\beta | y, X) = \sum_{i=1}^n \{y_i \cdot \ln[\Lambda(\beta' x_i)] + (1 - y_i) \cdot \ln[1 - \Lambda(\beta' x_i)]\}$$

De notar que o logaritmo da verosimilhança é limitado superiormente por 0, porque $0 \leq \Lambda(.) \leq 1$ implica que $\ln[\Lambda(.)] \leq 0$ e $\ln[1 - \Lambda(.)] \leq 0$.

O estimador de máxima verosimilhança dos k valores de β , $\hat{\beta}$, corresponde, por definição aos valores destes parâmetros que maximizam $\ln L$. Para obter este máximo, torna-se necessário calcular a primeira e a segunda derivada de $\ln L$, designadas respectivamente pelo gradiente G e pela matriz Hessiana H . No máximo de $\ln L$, o gradiente tem de ser igual a zero e a matriz definida negativa. Demonstra-se que o gradiente e a matriz Hessiana são respectivamente dados pelas seguintes expressões¹:

$$(4.62.) \quad G(\beta) = \frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n (y_i - \Lambda_i) x_i = 0$$

$$(4.63.) \quad H(\beta) = \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \beta \partial \beta'} = - \sum_i \Lambda_i (1 - \Lambda_i) x_i x_i'$$

As expressões (4.62.) e (4.63.) não permitem calcular por via analítica a solução $\hat{\beta}$ para β que garante o máximo de $\ln L$, ou seja a solução, onde $G(\hat{\beta}) = 0$ (condição necessária) e a matriz $H(\hat{\beta})$ é definida negativa (condição suficiente). Não é, portanto, possível encontrar directamente uma solução para este problema que assegure a condição necessária para o máximo de $\ln L$. Assim, o problema de encontrar o valor de $\hat{\beta}$ para β tem de ser resolvido através do recurso a um algoritmo de optimização.

¹ A demonstração pode encontrar-se em Franses e Paap (2001, p.59-60)

Demonstra-se que a resolução deste problema de otimização reduz-se a iterar através da expressão:

$$(4.64.) \quad \beta_{h+1} = \beta_h - H(\beta_h)^{-1} G(\beta_h)$$

onde β_h é o valor de β na iteração h . De notar que quando $\beta_{h+1} = \beta_h$, o processo convergiu e, por outro lado, o gradiente é nulo, o que garante a verificação da condição necessária para a existência de máximo, vindo então $\beta = \beta_{h+1} = \beta_h$.

Um dos algoritmos de otimização mais utilizados é o de Newton-Raphson. Amemiya (1985) demonstra formalmente que o logaritmo da função verosimilhança é globalmente côncavo. Assim, o algoritmo de Newton-Raphson converge para um único máximo (os estimadores de máxima verosimilhança) independentemente dos valores de inicialização adoptados.

A matriz de variâncias-covariâncias assintóticas do vector de parâmetros β pode ser estimada através do inverso da matriz Hessiana $-H(\beta_{MV})^{-1}$, avaliada para os estimadores de MV, β_{MV} . Os elementos da diagonal principal correspondem às variâncias e os restantes às covariâncias.

Propriedade dos estimadores

Para os estimadores de máxima verosimilhança, as propriedades desejáveis de consistência, normalidade e eficiência são assintóticas. Isto significa que estas propriedades estão melhor asseguradas quanto maior for o tamanho da amostra.

Admitindo verificadas as condições de regularidade necessárias (ver Amemiya 1985, pág. 270), os estimadores de máxima verosimilhança são assintoticamente consistentes, normais e eficientes.

Pelo que são válidos os processos usuais de inferência estatística (testes t , teste de Wald).

4.3. Testes de significância para o modelo

Depois de se obter os coeficientes do modelo, a próxima etapa consiste em avaliar a sua significância. Esta etapa envolve usualmente a formulação e testes de hipóteses estatísticas que permitem determinar até que ponto as variáveis explicativas pertencentes ao modelo são significativas na descrição da variável de resposta.

Os testes estatísticos mais usados são: o teste de razão de verosimilhanças, o teste de Wald e o teste de scores.

Antes de expor a teoria sobre os testes, temos que ter em conta o seguinte resultado:

Os estimadores de MV têm distribuição assintoticamente normal. Isto significa que, quando o tamanho da amostra aumenta, a distribuição amostral do estimador de MV aproxima-se da distribuição normal. Para um parâmetro individual:

$$(4.65.) \quad \hat{\beta}_j \overset{a}{\sim} N(\beta_j, \text{Var}(\hat{\beta}_j))$$

onde " $\overset{a}{\sim}$ " lê-se distribuição assintótica. Para um vector de parâmetros:

$$(4.66.) \quad \hat{\beta} \overset{e}{\sim} N(\beta, \text{Var}(\hat{\beta}))$$

onde $\text{Var}(\hat{\beta})$ é matriz variâncias e covariâncias para $\hat{\beta}$.

4.3.1. Teste de razão de verosimilhanças

O teste de razão de verosimilhanças (RV) é baseado no mesmo conceito que o teste F para o modelo clássico de regressão linear. O teste F mede o aumento na soma dos quadrados dos resíduos quando as variáveis são retiradas do modelo.

Na regressão logística, o teste de RV é baseado na diferença da função log-verosimilhança para os modelos com e sem restrições. A ideia é a seguinte: porque a estimação de máxima verosimilhança maximiza a função log-verosimilhança, retirar as variáveis resulta geralmente num valor pequeno (ou pelo menos não superior) para a log-verosimilhança. (Isto é similar ao facto do R^2 nunca aumentar quando algumas

variáveis são retiradas da regressão.) A questão que se põe é quando é que o valor log-verosimilhança é suficientemente grande para concluir que as variáveis retiradas são importantes para o modelo.

O teste de RV tem as seguintes hipóteses:

$$(4.67.) \quad H_0: \beta_2 = \dots = \beta_k = 0 \quad \text{vs} \quad H_1: \exists j: \beta_j \neq 0 \quad (j = 2, \dots, k)$$

Demonstra-se que a estatística do teste de RV é duas vezes a diferença da função log-verosimilhança, ou seja:

$$(4.68.) \quad RV = 2(\ln L(\hat{\beta}_{sr}) - \ln L(\hat{\beta}_{cr})) \text{ e tem uma distribuição } RV \sim \chi^2_{k-1}$$

onde $\ln L(\hat{\beta}_{sr})$ é o valor da função log-verosimilhança para o modelo sem restrições e $\ln L(\hat{\beta}_{cr})$ é o valor da função log-verosimilhança para o modelo com restrições. Porque $\ln L(\hat{\beta}_{sr}) \geq \ln L(\hat{\beta}_{cr})$, a RV não é negativa e usualmente estritamente positiva. Ao calcular a estatística RV para modelos de resposta binária, é importante saber que a função log-verosimilhança é sempre um número negativo. Este facto vem da equação (4.61.), porque y_i toma os valores zero ou um. Ambos os resultados dentro da função logaritmo são estritamente entre zero e um, o que significa que os logaritmos são naturalmente negativos (Wooldridge, 2003).

A multiplicação por dois na equação (4.68.) é necessária para que a estatística RV tenha uma aproximação à distribuição do qui-quadrado sob a hipótese H_0 (Figura 4.2.).

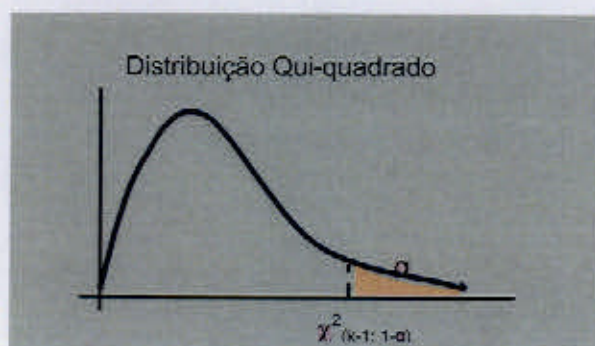


Figura 4.2. Distribuição do Qui-quadrado

Regra de rejeição: rejeita-se H_0 , para um nível de significância α , quando $RV \sim \chi^2_{(k-1, 1-\alpha)}$.

Conclusão: quando estamos em condições de rejeitar H_0 , para o nível de significância fixado (α), conclui-se que o(s) parâmetro(s) estimado(s) são significativamente diferente(s) de zero, ou seja, as variáveis explicativas em causa são importantes para explicar o comportamento da variável dependente.

4.3.2. Teste de Wald

a) Teste sobre os parâmetros de regressão considerados individualmente

Este teste pode ser obtido, comparando a estimativa de máxima verosimilhança de determinado coeficiente, $\hat{\beta}_j$, com a estimativa do seu erro padrão (tendo por base a distribuição assintótica dos estimadores de máxima verosimilhança). Assim, as hipóteses são as seguintes:

$$(4.69.) \quad H_0: \hat{\beta}_j = \beta_j^* \quad \text{vs} \quad H_1: \hat{\beta}_j \neq \beta_j^* \quad (j = 2, \dots, k)$$

Utilizamos a estatística de teste, que assintoticamente segue uma distribuição Normal estandardizada, sob a hipótese nula:

$$(4.70.) \quad T = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j^*}{\sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)}} \stackrel{a}{\sim} N(0,1)$$

onde $N(0,1)$ é a distribuição Normal estandardizada (Figura 4.3.).

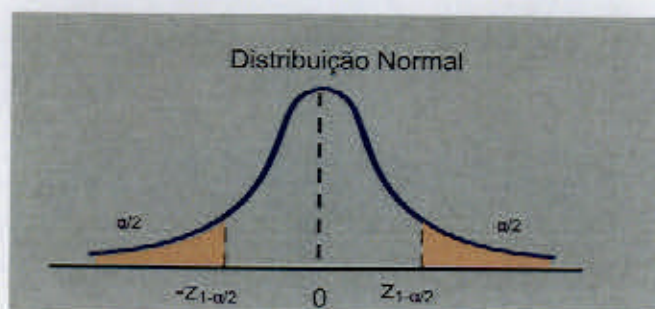


Figura 4.3. Distribuição Normal

Regra de rejeição: rejeita-se H_0 , para um nível de significância, quando $|T| > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$.

Conclusão: quando estamos em condições de rejeitar H_0 , para o nível de significância fixado (α), conclui-se que o parâmetro estimado é significativamente diferente de β_j^* (normalmente $\beta_j^* = 0$), ou seja, é significativo para o modelo em estudo.

Intervalos de confiança para o parâmetro β

Podemos estar interessados em construir um intervalo de confiança a $100(1-\alpha)\%$ para o parâmetro β . A partir de (4.66.) e de (4.70.) vem que:

$$(4.71.) \quad P \left[-z_{1-\frac{\alpha}{2}} < \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j^*}{\sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)}} < z_{1-\frac{\alpha}{2}} \right] = 1 - \alpha$$

Manipulando os termos podemos escrever:

$$(4.72.) \quad P \left[\hat{\beta}_j - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)} < \beta_j^* < \hat{\beta}_j + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)} \right] = 1 - \alpha$$

Ou seja, o intervalo a $100(1-\alpha)\%$, vem:

$$(4.73.) \quad \left[\hat{\beta}_j - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)}; \hat{\beta}_j + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)} \right]$$

Intervalos de confiança para o OR

Apesar do *odds ratio* ser um parâmetro de forte interesse no modelo logit, a sua estimativa, $\widehat{OR}$, tende por vezes a ter uma distribuição enviesada. Este enviesamento da distribuição amostral deve-se ao facto desta medida tomar valores no intervalo zero a infinito e o seu valor nulo ser definido no ponto 1. Na teoria, para amostras de grande dimensão a distribuição de $\widehat{OR}$ é normal. Contudo, na prática, as dimensões de amostra requeridas dificilmente são utilizadas. Por este motivo, usualmente fazem-se inferências com base na distribuição de $\ln(\widehat{OR}) = \beta_j$, a qual tende a ser normal para menores dimensões da amostra.

O intervalo de confiança a $100(1-\alpha)\%$ para o *odds ratio* pode ser obtido através do intervalo de confiança calculado para o parâmetro, tomando a exponencial dos seus extremos. Portanto, supondo válida a aproximação à distribuição normal, os limites do intervalo de confiança a $100(1-\alpha)\%$ para o *odds ratio* são dados por:

$$(4.74.) \quad \left[e^{\hat{\beta}_j - z_{1-\alpha/2} \times \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)}} ; e^{\hat{\beta}_j + z_{1-\alpha/2} \times \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_j)}} \right]$$

Onde $z_{1-\alpha/2}$ é o quantil de probabilidade da Normal reduzida.

b) Teste sobre conjuntos de restrições lineares sobre os parâmetros de regressão

O teste agora considerado, denominado teste de Wald, permite avaliar hipóteses sobre restrições lineares de igualdade do vector de parâmetros da regressão.

Seja $\mathbf{Q}$ uma matriz de constantes $m \times K$ com característica igual a $m \leq K$ que permite definir m restrições lineares sobre os parâmetros de regressão e $\mathbf{r}$ o vector de constantes. As hipóteses a testar são as seguintes:

$$(4.75.) \quad H_0: \mathbf{Q}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{r} \quad \text{versus} \quad H_1: \mathbf{Q}\boldsymbol{\beta} \neq \mathbf{r}$$

A estatística de teste, sob a hipótese nula, é dada por:

$$(4.76.) \quad W = [\mathbf{Q}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \mathbf{r}]' [\mathbf{Q} \hat{\text{var}}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) \mathbf{Q}']^{-1} [\mathbf{Q}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \mathbf{r}] \sim \chi_m^2$$

Regra de rejeição: rejeita-se a hipótese nula quando $W > \chi^2_{m;1-\alpha}$ para um nível de significância estabelecido², (α).

4.3.3. Teste de scores ou Teste de multiplicadores de Lagrange

Outro teste usado para testar a significância das variáveis explicativas, é o teste de *scores*, também conhecido como teste de multiplicadores de Lagrange. Este teste pode tornar-se vantajoso comparativamente aos testes anteriormente referidos pelo facto deste não requerer o cálculo da estimativa de máxima verosimilhança para os coeficientes.

Este teste apenas estima o modelo com restrições e avalia o declive da função log-verosimilhança na restrição. Se a hipótese for verdadeira, o declive (conhecido como *score*) na restrição deverá ser próxima de zero.

Quando a hipótese nula é verdadeira, o teste Wald, RV, e *scores* são assintoticamente equivalentes. Quando o N aumenta, a distribuição amostral dos três testes converge para a distribuição do qui-quadrado com graus de liberdade igual ao número de restrições testadas.

² O teste sobre os parâmetros de regressão considerados individualmente pode ser considerado um caso particular de teste de Wald, fazendo $Q = [0 \dots 1 \dots 0]$ (correspondendo o valor 1 ao j-ésimo parâmetro), $r = [\beta_j^*]$ e notando que, sendo X uma variável aleatória tal que $X \sim N(0,1)$, então $X^2 \sim \chi_1^2$.

4.4. Coeficientes de determinação

Os coeficientes de determinação calculados no modelo de regressão clássica não são aplicáveis no presente caso, visto a variável explicada assumir apenas dois valores. Foram assim desenvolvidas outras formas de cálculo.

4.4.1. Pseudo R^2 baseado na RV (Teste McFadden)

O ρ^2 de McFadden é uma transformação da razão de verossimilhanças na tentativa de se assemelhar ao R^2 da regressão clássica com valores entre 0 e 1:

$$(4.77.) \quad \rho^2 = R_{MCF}^2 = 1 - \frac{\ln L_{sr}}{\ln L_{cr}}$$

onde $\ln L_{sr}$ é o valor da função log-verossimilhança para o modelo estimado e $\ln L_{cr}$ é o valor da função log-verossimilhança para o modelo apenas com a constante.

O valor de R_{MCF}^2 está limitado entre 0 e 1, assumindo valor mínimo, zero, quando $\ln L_{sr} = \ln L_{cr}$ (as variáveis não têm poder explicativo). Por outro lado, só atinge o valor 1 se a aproximação for sempre perfeita, ou seja, tal só aconteceria se as probabilidades estimadas quando $y = 1$ forem todas a unidade e as probabilidades estimadas quando $y = 0$ forem todas zero.

Entre os limites 0 e 1, o valor de ρ^2 não tem uma interpretação óbvia, sendo no entanto, valores mais elevados deste coeficiente associados, em geral, a maior capacidade explicativa do modelo. Segundo Tabachnick e Fidell (2001) valores entre 0,2 e 0,4 consideram-se bastante satisfatórios.

4.4.2. R^2 de Cox e Snell

O R^2 de Cox e Snell é baseado no log-verossimilhança e tem em linha de conta a dimensão da amostra:

$$(4.78.) \quad R_{CS}^2 = 1 - e^{-\frac{2}{n}(L_w - L_o)}$$

O valor de R_{CS}^2 nunca atinge o valor máximo 1 e considera-se uma boa aderência valores acima de 0,22.

4.4.3. R^2 de Nagelkerke

A medida proposta por Nagelkerke é um ajustamento feito ao R_{CS}^2 e, assim, o valor 1 pode ser atingido.

$$(4.79.) \quad R_N^2 = \frac{R_{CS}^2}{R_{\max}^2}$$

Em que $R_{\max}^2$ é o valor máximo de R_{CS}^2 , ou seja, o valor quando, $L_{cr} = 0$.

$$(4.80.) \quad R_{\max}^2 = 1 - e^{-\frac{2}{n}L_{cr}}$$

De notar que R_N^2 tem como máximo o valor 1.

Valores de R_N^2 acima de 0,3 são considerados tradutores de boa qualidade de ajustamento.

Também a este nível não podemos interpretar estes coeficientes do mesmo modo que o coeficiente de determinação no caso de modelo de regressão clássica. Podemos, no entanto associar a valores mais elevados de R_{CS}^2 e R_N^2 maior capacidade explicativa do modelo.

4.5. Critérios de selecção do modelo

Quando temos mais do que uma alternativa dentro da classe dos modelos logit, a selecção do modelo adequado, pode ser feita através dos critérios de selecção Akaike e de Schwarz.

O critério de informação de Akaike (AIC) é calculado por:

$$(4.81.) \quad AIC = \frac{1}{n} \left(-2 \ln L(\hat{\beta}) + 2k \right)$$

E o critério de informação de Schwarz (SC), por:

$$(4.82.) \quad SC = \frac{1}{n} \left(-2 \ln L(\hat{\beta}) + k \ln(n) \right)$$

onde k representa o número de parâmetros e n o número de observações.

De notar que os valores de AIC e SC aumentam com o número de variáveis incluídas (k) o que penaliza a sua inclusão, já que a preferência por um dado modelo varia na razão inversa do valor assumido para o critério³. Ou seja, preferimos os modelos com valores mais baixos para os critérios AIC e SC.

4.6. Medidas de qualidade do ajustamento

Após a estimação do modelo, o mais adequado é avaliar a qualidade do ajustamento do mesmo. A avaliação da qualidade do ajustamento pode ser feita através dos seguintes testes:

- Teste de Hosmer e Lemeshow;
- Curva ROC.

³ O software SAS adopta uma fórmula de cálculo diferente. As fórmulas (4.81.) e (4.82.) não vêm divididas pelo número de observações (n).

4.6.1. Teste de Hosmer e Lemeshow

O teste de Hosmer e Lemeshow é um procedimento habitual para avaliar a qualidade do ajustamento aos dados num modelo logit. Os seus autores sugerem que o intervalo $[0,1]$ de variação de probabilidade, p_i , seja dividido em g intervalos mutuamente exclusivos (aproximadamente 10), comparando-se de seguida as frequências esperadas e as frequências observadas em cada grupo. Estes grupos são usualmente referidos como "decis de risco". Este termo tem origem nas ciências médicas onde o resultado $y = 1$ normalmente representa a ocorrência de determinada doença.

A elaboração do teste consiste nos seguintes passos:

1. Para cada observação estima-se a probabilidade de sucesso, $\hat{p}_j$;
2. Ordenam-se as probabilidades estimadas por ordem crescente;
3. Agrupam-se os dados de acordo com os decis das probabilidades estimadas;
4. Em cada decil, dividem-se as observações e os valores esperados para o sucesso e insucesso;
5. Calcula-se a estatística de teste do χ^2_{HLM} à semelhança do cálculo de uma tabela de contingência.

Queremos testar o seguinte:

$$(4.83.) \quad H_0: o_j = e_j, \forall j = 1, \dots, g \quad \text{versus} \quad H_1: \exists j: o_j \neq e_j, j = 1, \dots, g$$

A estatística de teste sob a hipótese nula é a seguinte:

$$(4.84.) \quad \chi^2_{HL} = \sum_{j=1}^g \frac{(o_j - e_j)^2}{e_j \left(1 - \frac{e_j}{n_j}\right)} = \sum_{j=1}^g \frac{(o_j - \bar{p}_j)^2}{n_j \bar{p}_j (1 - \bar{p}_j)} \sim \chi^2_{g-2}$$

Onde: g – número de decis;

n_j – número de observações pertencentes ao grupo j , verificando-se $n = \sum_{j=1}^g n_j$;

o_j – frequência observada de sucesso no grupo j , onde $o_j = \sum_{i=1}^{n_j} y_{ji}$ e y_{ji} é a i -ésima observação do grupo j ;

e_j – frequência esperada de sucessos no grupo j , onde $e_j = n_j \bar{p}_j$, $\bar{p}_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} \hat{p}_{ji}}{n_j}$ e $\hat{p}_{ji}$ é a probabilidade estimada correspondente à i -ésima observação do grupo j .

Regra de rejeição: rejeitamos H_0 quando $\chi^2_{obs} > \chi^2_{g-2, 1-\alpha}$, para um nível de significância fixado, α . A análise da estatística χ^2_{obs} fornece uma indicação da qualidade de ajustamento global do modelo, e assim, valores grandes desta estatística evidenciam um “mau” ajustamento.

4.6.2. Curva ROC

O conceito de *Receiver Operating Characteristics Curves* foi introduzido em medicina por Lusted nos finais da década de 60 (Lusted, 1968). Na década de 70 assistiu-se a um desenvolvimento significativo da metodologia estatística em relação a diagnósticos médicos. Este desenvolvimento deveu-se em grande parte à área da epidemiologia, visto que influenciou a selecção de alguns tópicos que reservaram maior atenção à identificação de erros e menor atenção a tópicos técnicos. Esta tendência tem a ver com o aumento do número de investigadores médicos que também possuem conhecimentos computacionais e quantitativos. Também se reflectiu no desenvolvimento de jornais com uma componente bioestatística e clínica, como por exemplo, *Statistics in Medicine*.

A análise ROC tem inúmeras aplicações. Neste caso, estamos interessados em classificar uma determinada unidade num de dois grupos. A discriminação em dois grupos é feita a partir de um ponto de corte a definir. Contudo, esta discriminação pode não ser perfeita.

Tabelas de classificação

Uma maneira intuitiva para sumariar os resultados de um modelo logit é a construção de uma tabela de classificação (também conhecida como tabela de contingência ou matriz de confusão). Esta tabela é o resultado da classificação cruzada da variável y , com uma variável dicotomizada cujos valores são calculados a partir das probabilidades logísticas estimadas, $\hat{p}_i$, (ou seja, as frequências da mesma variável quando avaliadas pelo modelo para um determinado ponto de corte).

Para obter a variável dicotomizada, devemos definir um ponto de corte, c , e comparar cada probabilidade estimada com c . Se a probabilidade estimada exceder c , $\hat{p}_i \geq c$, então devemos igualar a variável a 1, caso contrário a zero. O valor mais usado para c é 0,5. Esta aproximação surge da relação próxima entre a regressão logística e a análise discriminante quando a distribuição das variáveis é normal multivariada nos 2 grupos.

Consideremos o exemplo anterior em que observamos dois grupos de indivíduos doentes ($y = 1$) e não doentes ($y = 0$) e depois de ajustado o modelo, voltamos a classificá-los em doentes e não doentes (Tabela 4.2).

Tabela 4.2. Tabela de classificação

		Valores observados		Percentagem correcta de classificação
		Doentes $y_i = 1$	Não doentes $y_i = 0$	
Classificação Valores previstos	Doentes $\hat{p}_i \geq c$	a (VP)	b (FP)	Especificidade: $\frac{VN}{VN+FP}$
	Não doentes $\hat{p}_i < c$	c (FN)	d (VN)	Sensibilidade: $\frac{VP}{VP+FN}$

Nota: VP – verdadeiro positivo; FP – falso positivo; FN – falso negativo; VN – verdadeiro negativo.

Para um determinado ponto de corte o erro total do modelo de classificação é dado pela seguinte percentagem:

$$(4.85.) \quad \frac{b+c}{a+b+c+d} \times 100$$

Há a realçar nesta tabela dois aspectos importantes:

- Sensibilidade – proporção de indivíduos doentes com resultados positivos;
- Especificidade – proporção de indivíduos não doentes com resultados negativos.

A partir do ponto de corte calculam-se a sensibilidade e a especificidade do teste. Sempre que se altere o ponto de corte, os valores da sensibilidade e especificidade também se alteram.

Área abaixo da curva ROC

A curva ROC mostra-nos a probabilidade de detectar um sinal verdadeiro sabendo que é positivo (sensibilidade) e um falso sabendo que é falso ($1 - \text{especificidade}$) para um intervalo de possíveis pontos de corte.

A área abaixo da curva ROC, que varia entre 0 e 1, fornece uma medida da capacidade do modelo discriminar entre sujeitos com o factor de interesse versus os que não têm factor de interesse. Contudo, quando se considera um teste onde estão presentes duas populações, uma de indivíduos doentes (com factor de interesse), outra de indivíduos não doentes (sem factor de interesse), muito raramente se observa uma perfeita separação entre as populações. Regra geral, os resultados do teste apresentam uma sobreposição conforme se denota na Figura 4.4..

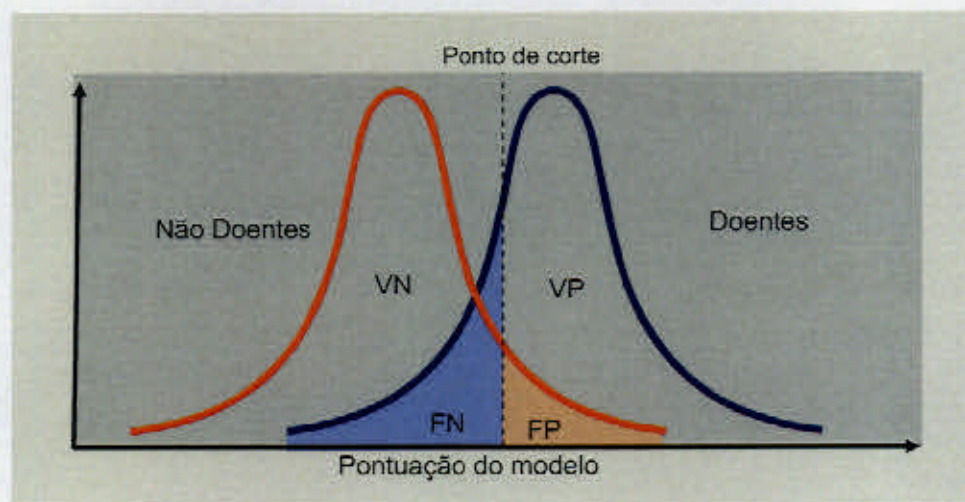


Figura 4.4. Funções densidade de duas populações

Para a direita do ponto de corte (teste positivo) identificamos uma área correspondente aos falsos positivos (FP) e outra aos verdadeiros positivos (VP). Para a esquerda do ponto de corte (teste negativo) identificamos uma área correspondente aos falsos negativos (FN) e outra aos verdadeiros negativos (VN). Quanto menor for a sobreposição das distribuições, menor é a área correspondentes aos falsos positivos e falsos negativos. Assim, segundo Braga (2000) valores de corte elevados conduzem a um teste pouco sensível e muito específico; por outro lado, valores de corte baixos conduzem a um teste muito sensível e pouco específico.

Geometricamente, a curva ROC é um gráfico de pares "x" e "y" (que correspondem, a (1-especificidade) e à sensibilidade, respectivamente) num plano designado por plano ROC unitário. Deste modo, no eixo das ordenadas está representada a sensibilidade do modelo, isto é, quão bom é o modelo para prever os verdadeiros positivos (doentes) sendo as suas coordenadas calculadas a partir de:

$$(4.86.) \quad Y = \frac{VP}{VP+FN}.$$

No eixo das abcissas encontra-se o complementar da especificidade, isto é, a capacidade do modelo não errar na identificação dos verdadeiros negativos (não doentes). Em geral, um aumento da sensibilidade implica um decréscimo na especificidade e vice-versa. As coordenadas do eixo das abcissas são calculadas a partir de:

$$(4.87.) \quad X = 1 - \frac{VN}{VN+FP}.$$

A relação anterior encontra-se ilustrada na Figura 4.5. onde se alude, igualmente, aos três tipos de modelo que a figura permite inferir.

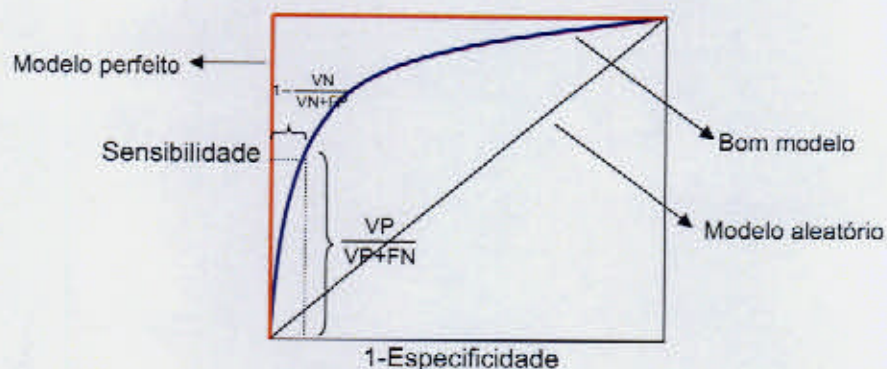


Figura 4.5. Curva ROC

Quanto maior a sensibilidade para valores elevados da especificidade (ou seja, valores elevados do eixo dos y's e valores baixos dos x's) melhor o modelo estimado. Neste sentido, uma medida numérica da precisão pode ser obtida pela área da curva, em que o valor 1 significa um modelo perfeito, enquanto que uma área em redor de 0,5 indica uma fraca capacidade de aderência aos dados (modelo aleatório). Ou dito de outra forma, a área delimitada pela curva mede a discriminação, isto é, a capacidade preditiva do modelo classificar correctamente indivíduos doentes de não doentes.

Em geral, consideram-se os seguintes valores da área da curva:

Tabela 4.3. Valores da Curva ROC

Valores	Comentários
$ROC = 0,50$	Nenhuma discriminação
$0,50 < ROC \leq 0,70$	Fraca discriminação
$0,70 < ROC \leq 0,80$	Modelo aceitável
$0,80 < ROC \leq 0,90$	Boa discriminação
$ROC > 0,90$	Excelente modelo.

4.7. Aplicação ao caso português

Este sub capítulo tem como objectivo verificar se os factores de risco biomédicos, os ligados ao meio ambiente e os estilos de vida de cada mãe têm um impacto significativo na prematuridade em Portugal. Vamos utilizar a informação descrita anteriormente para estimar os modelos para os atrasos no desenvolvimento geral, para as escalas A (locomotora), B (pessoal-social) e escala C (audição e linguagem) para crianças com 3 anos.

4.7.1. Resultados dos modelos

Utilizámos o modelo logit (explicado nos sub capítulos anteriores) para estimar os modelos onde as variáveis dependentes são: os atrasos gerais, os atrasos no desenvolvimento locomotor, os atrasos no desenvolvimento pessoal-social e os atrasos no desenvolvimento da audição e linguagem, aos 3 e 5 anos. Este método é apropriado quando as variáveis dependentes são dicotómicas. Deste modo, pretendemos estudar a relação entre uma variável de resposta dicotómica e diversas variáveis explicativas descritas no capítulo anterior.

Para a estimação dos modelos recorremos ao *software* SAS (versão 9.1) em especial o módulo *Enterprise Guide* (versão 3.0).

Os modelos são estimados tendo em conta as dificuldades dos bebés.

As classes de referência consideradas para as variáveis *dummy* foram as seguintes:

- Peso à nascença – peso superior ou igual a 1000g;
- Escolaridade materna – escolaridade materna superior ao 12º ano;
- Idade materna – idade entre os 20 e os 24 anos;
- Período de gravidez – gravidez vigiada;
- Problema social – não problema social;
- Raça do bebé – caucasiano;
- Sexo do bebé – feminino;
- Pessoa responsável pelo bebé – pais.

Como é usual, estas modalidades não aparecem no modelo e os seus coeficientes estão reflectidos no termo constante.

De seguida, apresentamos os resultados e a panóplia de testes estatísticos associados ao modelo logit.

Inicialmente, estimámos todos os modelos com todas as variáveis, mas verificámos que algumas variáveis não eram estatisticamente significativas. Nos modelos, iremos

incluir sempre a variável peso, por esta ser o factor determinante relativamente à prematuridade. Quando uma das classes das variáveis constituídas por 2 ou mais classes for significativa, iremos incluir no modelo todas as classes dessa variável, mesmo que estas não tenham coeficientes estatisticamente significativos.

Vamos apresentar os resultados para os 3 anos com as variáveis mais importantes do estudo. Os resultados para os 3 anos com todas as variáveis encontram-se no Anexo B. Os resultados para os 5 anos com as variáveis mais importantes encontram-se no Anexo C e os resultados com todas as variáveis encontram-se no Anexo D.

1) Modelo geral para os 3 anos

Numa primeira fase estimámos o modelo com todas as variáveis descritas anteriormente (ver Anexo B), contudo, muitas variáveis não eram significativas. Deste modo, seleccionámos apenas as variáveis significativas. A Tabela 4.4 apresenta os resultados obtidos para o modelo com a variável dependente geral.

Tabela 4.4. Estimativas dos parâmetros para o modelo geral

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,6791	0,2186	1	9,6542	0,0019
EM 9-12	0,7381	0,2961	1	6,2124	0,0127
EM<9	1,1384	0,3154	1	1,3027	0,0003
Masculino	0,3525	0,1857	1	3,6041	0,0576
P<1000	0,3885	0,2006	1	3,7519	0,0527

Os resultados da estimação referentes ao modelo geral para um bebé com 3 anos sugerem que a escolaridade materna é, uma variável bastante importante para explicar o comportamento do índice de desenvolvimento geral. O seu coeficiente é estatisticamente significativo (5% para a EM 9-12 e 1% para a EM <9).

Relativamente ao sexo do bebé e ao peso, os seus coeficientes são estatisticamente significativos para um nível de 10%.

A tabela anterior dá-nos informação relevante acerca das variáveis mais importantes do nosso modelo, contudo, nada podemos afirmar acerca do impacto destas na variável dependente. Para completar esta análise, apresentamos de seguida uma interpretação para os parâmetros estimados.

Efeitos de mudanças discretas

As mudanças discretas são muito informativas neste tipo de modelos. Na Tabela 4.5. apresentam-se os cálculos referentes ao modelo geral.

Tabela 4.5. Mudanças discretas para o modelo geral

Variável	y=1
EM <9 → EM >12	0,166
EM 9-12 → EM>12	0,121
EM <9 → EM 9-12	0,045
Masculino → Feminino	0,045
P <1000 → P >1000	0,046

Verifica-se que quanto menor for o nível de escolaridade da mãe, menor é a capacidade de desenvolvimento da criança. Assim, um bebé de uma mãe com o 9º ano ou menos, face a uma mãe com o 12º ano ou mais, apresenta uma probabilidade superior em 0,166 de ter atrasos no desenvolvimento geral.

Também se verifica que um bebé do sexo masculino face a um do sexo feminino, apresenta uma probabilidade superior em 0,052 de ter atrasos no desenvolvimento.

Como já era do nosso conhecimento, o peso à nascença é outra variável muito importante para o desenvolvimento da criança. Um bebé que nasça com menos de 1000g apresenta uma probabilidade superior em 0,046 de sofrer atrasos no desenvolvimento face a um bebé que nasça com mais de 1000g.

Interpretação usando o *Odds Ratio*

Na Tabela 4.6. estão representados os valores do *odds ratio* (OR) e os respectivos intervalos de confiança.

Tal como anteriormente, verificamos que a probabilidade de um bebé do sexo masculino sofrer atrasos no desenvolvimento é 2 vezes maior do que a de um bebé do sexo feminino.

Do mesmo modo verificamos que, quando comparamos mães com escolaridade entre o 9º e o 12º ano com mães com o 12º ano ou mais, os bebés das primeiras apresentam uma probabilidade de 4,4 vezes maior de sofrerem atrasos no desenvolvimento. Os bebés cujas mães têm uma escolaridade inferior ao 9º ano, apresentam uma probabilidade 9,75 vezes maior de sofrerem atrasos no desenvolvimento comparando com os bebés de mães que têm o 12º ano ou mais.

Relativamente ao peso à nascença, conclui-se que a probabilidade de sofrer atrasos no desenvolvimento em bebés com peso inferior a 1000g é 2,18 vezes maior do que bebés com peso superior a 1000g.

Tabela 4.6. OR e respectivo IC95% para o modelo geral

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	4,377	1,371	13,973
EM<9	9,746	2,830	33,555
Masculino	2,024	0,977	4,190
P<1000	2,175	0,991	4,774

Cálculo das probabilidades previstas

Para o cálculo das probabilidades previstas utilizámos as seguintes equações: (4.53.), (4.54.) e (4.55.).

Tabela 4.7. Probabilidades previstas para o modelo geral

	y=1	y=0
Máximo	0,861	0,874
Mínimo	0,126	0,139
Média	0,544	0,456
Intervalo	0,735	0,735

Verifica-se que na Tabela 4.7. o intervalo de variação das probabilidades previstas é elevado, logo faz todo o sentido prosseguir com esta análise.

Teste de significância para o modelo

Nos três testes (Tabela 4.8.), verificamos que estamos em condições de rejeitar H_0 , para o nível de significância 1%. Deste modo, concluímos que os parâmetros estimados são significativamente diferentes de zero, ou seja, são significativos para o modelo em estudo.

Tabela 4.8. Testes de significância para o modelo geral

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	21,5911	4	0,0002
Wald	20,3135	4	0,0004
Score	17,7542	4	0,0014

Coeficientes de determinação

Através do cálculo dos coeficientes de determinação (Tabela 4.9.), verificamos que nenhum apresenta valores satisfatórios. No entanto, estes valores têm sido bastante criticados como medidas de qualidade do ajustamento para modelos do tipo logit, pelo que na prática têm pouco interesse.

Tabela 4.9. Coeficientes de determinação para o modelo geral

Mc Fadden	Cox e Snell	Nagelkerke
0,1051	0,1375	0,192

Crítérios de selecção do modelo

Na Tabela 4.10. encontram-se os valores de AIC e SC. Comparando estes valores com os do modelo geral com todas as variáveis (Anexo B), verificamos que estes são inferiores, o que nos indica que este modelo é preferível aquele em que são incluídas todas as variáveis explicativas.

Tabela 4.10. Coeficientes de determinação para o modelo geral

AIC	SC
193,823	208,843

Qualidade do ajustamento

a) Teste de Hosmer-Lemeshow

Para avaliar a qualidade do ajustamento calculámos o teste de Hosmer-Lemeshow, que é mais informativo que os coeficientes de determinação anteriormente referidos. Começámos por calcular os decis (Tabela 4.11.) para os dois grupos de bebés, depois calculámos a estatística χ^2_{HL} . A análise da estatística χ^2_{HL} (Tabela 4.12.) fornece uma indicação da qualidade de ajustamento global do modelo. Neste caso, como não rejeitamos H_0 , a estatística evidencia um "bom" ajustamento.

Tabela 4.11. Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	o_i	e_i	o_i	e_i	
1	3	3,21	13	12,79	16
2	1	0,24	0	0,76	1
3	11	11,59	19	18,41	30
4	1	1,55	3	2,45	4
5	14	14,01	11	10,99	25
6	5	5,78	5	4,22	10
7	12	11,09	7	7,91	19
8	8	6,61	1	2,39	9
9	11	11,09	4	3,91	15
10	15	15,82	5	4,18	20

Tabela 4.12. Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
5,3084	8	0,7242

b) Curva ROC

A Tabela 4.13. mostra-nos os valores previstos para três diferentes pontos de corte ($c=0,3$; $0,5$ e $0,7$). O modelo com ponto de corte igual a $0,5$ é o que apresenta uma maior percentagem de valores correctos ($60,403\%$).

Tabela 4.13. Tabela de contingência para o modelo geral

		Valores observados	
		Tem dificuldades	Não tem dificuldades
Valores previstos $c=0,3$	Tem dificuldades	77	55
	Não tem dificuldades	4	13
Valores previstos $c=0,5$	Tem dificuldades	6	33
	Não tem dificuldades	16	35
Valores previstos $c=0,7$	Tem dificuldades	34	10
	Não tem dificuldades	47	58

A Tabela 4.14. apresenta os valores da sensibilidade e especificidade para o modelo geral nos diferentes pontos de corte.

Tabela 4.14. Sensibilidade e Especificidade para o modelo geral

	Ponto de corte	$c=0,3$	$c=0,5$	$c=0,7$
Sensibilidade	$\frac{VP}{VP+FN}$	95,062	80,247	41,975
Especificidade	$\frac{VN}{VN+FP}$	19,118	51,471	85,294

Graficamente a curva ROC apresenta o seguinte formato:

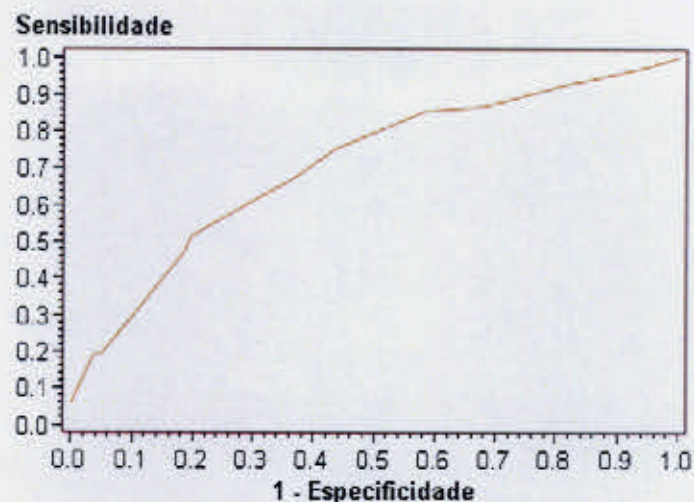


Figura 4.6. Curva ROC para o modelo geral

A área abaixo da curva ROC é 0,71 o que nos indica que o modelo é aceitável.

2) Escala A para os 3 anos

Nesta fase estimámos o modelo de regressão logística para a Escala A (escala locomotora), contudo, os resultados alcançados não foram significativos (Anexo B) daí que não apresentemos os resultados.

3) Escala B para os 3 anos

Para a escala B também começámos por estimar o modelo com todas as variáveis descritas anteriormente (ver Anexo B). Muitas variáveis não apresentam coeficientes estatisticamente significativos. Deste modo, seleccionámos apenas as variáveis mais importantes. A Tabela 4.15. apresenta os resultados obtidos para o modelo com a variável dependente escala B.

Tabela 4.15. Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala B

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	-0,0174	0,1986	1	0,008	0,9302
EM 9-12	0,4537	0,2932	1	2,395	0,1217
EM <9	0,6956	0,3042	1	5,230	0,0222
Masculino	0,2859	0,1786	1	2,564	0,1094
P <1000	0,3565	0,1877	1	3,605	0,0576

Os resultados referentes à escala B para um bebê com 3 anos são semelhantes aos do modelo geral. A escolaridade materna é uma variável bastante importante para explicar o modelo, uma vez que o seu coeficiente é estatisticamente significativo a 5%, para mães com nível inferior ao 9º ano.

Quanto às variáveis, sexo e peso estas apresentam coeficientes estatisticamente significativos para 10%.

Efeitos marginais em mudanças discretas

As mudanças discretas encontram-se expressas na Tabela 4.16.

Tabela 4.16. Mudanças discretas para o modelo de escala B

Variáveis	y=1
EM <9 → EM >12	0,159
EM 9-12 → EM >12	0,107
EM <9 → EM 9-12	0,052
Masculino → Feminino	0,063
P <1000 → P >1000	0,077

Mais uma vez verificamos que, quanto maior for o nível de escolaridade da mãe, maior é a capacidade de desenvolvimento da criança. Assim, um bebê de uma mãe com o 9º ano ou menos, face a uma mãe com escolaridade superior ao 12º ano apresenta uma probabilidade superior de 0,159 de ter atrasos no desenvolvimento geral.

Também se verifica que um bebê do sexo masculino face a um do sexo feminino, apresenta uma probabilidade superior em 0,063 de ter dificuldades no desenvolvimento.

Relativamente à variável peso à nascença verificamos que um bebé que nasça com menos de 1000g apresenta uma probabilidade superior em 0,077 de ter atrasos no desenvolvimento face a um bebé que nasça com mais de 1000g.

Interpretação usando o Odds Ratio

Tal como na interpretação dos efeitos de mudanças discretas, verificamos que a probabilidade de um bebé do sexo feminino não sofrer atrasos no desenvolvimento é 1,77 vezes maior do que um bebé do sexo masculino (Tabela 4.17.).

Do mesmo modo verificamos que, bebés de mães com escolaridade entre o 9º ano e o 12º ano, face a mães com o 12º ano têm uma probabilidade 2,5 vezes menor de não sofrerem atrasos no desenvolvimento. Os bebés cujas mães têm uma escolaridade inferior ao 9º ano, apresentam uma probabilidade 4 vezes menor de não sofrerem atrasos no desenvolvimento

Relativamente ao peso à nascença, conclui-se que a probabilidade de não sofrer atrasos no desenvolvimento em bebés com peso inferior a 1000g é 2 vezes menor do que bebés com peso superior a 1000g.

Tabela 4.17. OR e respectivo IC95% para o modelo de escala B

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	2,478	0,785	7,819
EM<9	4,019	1,220	13,242
Masculino	1,771	0,880	3,567
P<1000	2,040	0,977	4,258

Cálculo das probabilidades previstas

A análise deste modelo para o cálculo das probabilidades previstas encontra-se na tabela seguinte:

Tabela 4.18. Probabilidades previstas para o modelo de escala B

	y=1	y=0
Máximo	0,861	0,874
Mínimo	0,126	0,139
Média	0,544	0,456
Intervalo	0,735	0,735

A Tabela 4.18. apresenta um intervalo elevado de variação das probabilidades previstas, logo estamos em condições de analisar este modelo.

Teste de significância para o modelo

Através da Tabela 4.19. concluímos que os parâmetros estimados, na sua generalidade são significativamente diferentes de zero. Isto significa que, para um nível de 5%, as variáveis consideradas são relevantes para explicar o modelo.

Tabela 4.19. Testes de significância para o modelo para o modelo de escala B

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	11,4422	4	0,0220
Wald	11,0531	4	0,0260
Score	10,3213	4	0,0354

Coefficientes de determinação

Como vimos anteriormente, não podemos interpretar estes coeficientes (Tabela 4.20.) do mesmo modo que o coeficiente de determinação no caso de modelo de regressão clássica.

Tabela 4.20. Coeficientes de determinação para o modelo de escala B

Mc Fadden	Cox e Snell	Nagelkerke
0,0565	0,0754	0,1033

Cr terios de selec     do modelo

A Tabela 4.21. ilustra os valores dos cr terios AIC e SC. Estes valores s o inferiores aos do modelo com todas as vari veis de Escala B (Anexo B). Isto indica-nos que este modelo   prefer vel relativamente ao que se encontra no Anexo B, no entanto, h  que ter em conta que este modelo apresenta um n mero inferior de vari veis.

Tabela 4.21. Coeficientes de determina    para o modelo de escala B

AIC	SC
200,901	215,921

Qualidade do ajustamento

a) Teste de Hosmer-Lemeshow

O teste de Hosmer-Lemeshow sugere a n o rejei    da H_0 (Tabela 4.23.), o que indica um "bom" ajustamento do modelo.

Tabela 4.22. Tabela de conting ncia do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	o_j	e_j	o_j	e_j	
1	3	3,26	13	12,74	16
2	1	0,25	0	0,75	1
3	8	8,66	22	21,34	30
4	9	9,03	14	13,97	23
5	10	10,46	15	14,54	25
6	4	4,53	6	5,47	10
7	9	8,08	6	6,92	15
8	8	7,45	5	5,55	13
9	10	10,28	6	5,72	16

Tabela 4.23. Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
3,5824	7	0,8264

b) Curva ROC

Antes de visualizarmos a curva ROC apresentamos os valores previstos para três diferentes pontos de corte (Tabela 4.24.). Como era de esperar, o modelo com ponto de corte igual a 0,5 é o que apresenta uma maior percentagem de valores correctos (65,1%).

Tabela 4.24. Tabela de contingência para o modelo de escala B

		Valores observados	
		Tem dificuldades	Não tem dificuldades
Valores previstos c=0,3	Tem dificuldades	50	52
	Não tem dificuldades	12	35
Valores previstos c=0,5	Tem dificuldades	27	17
	Não tem dificuldades	35	70
Valores previstos c=0,7	Tem dificuldades	0	4
	Não tem dificuldades	62	83

A Tabela 4.25. apresenta os valores da sensibilidade e especificidade para o modelo geral nos diferentes pontos de corte.

Tabela 4.25. Sensibilidade e Especificidade para o modelo de escala B

	Ponto de corte	c=0,3	c=0,5	c=0,7
Sensibilidade	$\frac{VP}{VP+FN}$	80,645	43,548	0
Especificidade	$\frac{VN}{VN+FP}$	40,230	80,460	95,402

Graficamente a curva ROC apresenta o seguinte formato:

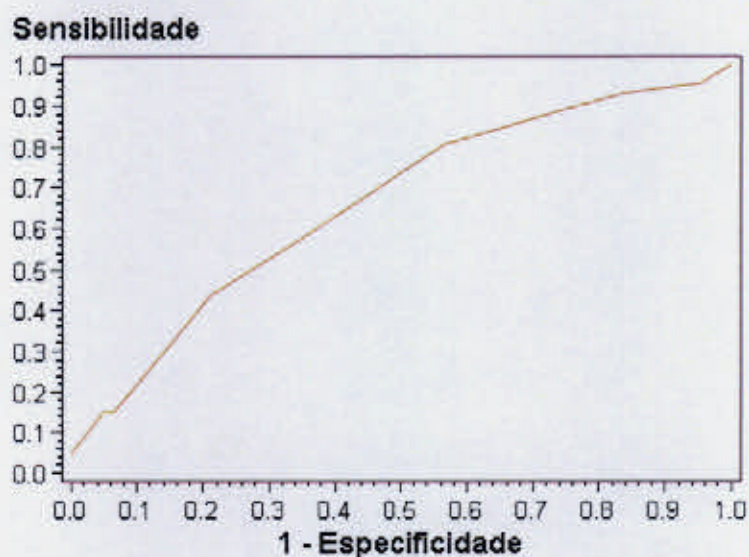


Figura 4.7. Curva ROC para o modelo de escala B

A área abaixo da curva é 0,66 o que indica que a discriminação não é muito boa.

3) Escala C para os 3 anos

Para a escala C (audição e linguagem) procedemos de igual modo. Começámos por estimar o modelo com todas as variáveis descritas (ver Anexo B), Mas seleccionámos apenas as que nos pareceram mais importantes quer a nível médico quer estatístico.

A Tabela 4.26. apresenta os resultados obtidos para o modelo com a variável dependente escala C.

Tabela 4.26. Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala C

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,0754	0,2016	1	0,1398	0,7085
EM 9-12	0,641	0,3122	1	4,2154	0,0401
EM<9	1,0734	0,3266	1	10,8038	0,001
Masculino	0,4225	0,1827	1	5,3484	0,0207
P<1000	0,140	0,1917	1	0,5332	0,4653

Os resultados referentes à escala C para um bebê com 3 anos são semelhantes aos anteriores. A escolaridade materna e o sexo são as variáveis mais importantes para explicar o comportamento do índice de desenvolvimento.

O coeficiente do peso, neste modelo, não é significativo. No entanto, por ser um dos factores de risco mais importantes, por isso, considerámo-lo para o modelo.

Efeitos marginais em mudanças discretas

Os efeitos marginais encontram-se expressos na Tabela 4.27.

Tabela 4.27. Mudanças discretas para o modelo de escala C

Variável	y=1
EM <9 → EM >12	0,221
EM 9-12 → EM >12	0,143
EM <9 → EM 9-12	0,077
Masculino → Feminino	0,082
P <1000 → P >1000	0,027

Também neste caso, voltamos a verificar que, quanto menor for o nível de escolaridade da mãe, menor é a capacidade de desenvolvimento da criança. Assim, um bebê de uma mãe com o 9º ano ou menos face, a uma mãe com escolaridade superior ao 12º ano, apresenta uma probabilidade superior de 0,221 de ter atrasos no desenvolvimento geral.

Também se verifica que um bebê do sexo masculino face a um do sexo feminino, apresenta uma probabilidade superior em 0,082 de ter dificuldades no desenvolvimento.

Interpretação usando o Odds Ratio

Tal como na interpretação dos efeitos de mudanças discretas, verificamos que bebês de mães com escolaridade entre o 9º e o 12º ano, face a mães com o 12º ano ou mais, têm uma probabilidade 3,6 vezes maior de apresentarem dificuldades. Os bebês cujas mães têm uma escolaridade inferior ao 9º ano, apresentam uma probabilidade 8,6 vezes maior de sofrerem atrasos no desenvolvimento.

Para a variável sexo, verificamos que a probabilidade de um bebê do sexo masculino sofrer atrasos no desenvolvimento é 2,33 vezes maior do que um bebê do sexo feminino.

Tabela 4.28. OR e respectivos IC95% para o modelo de escala C

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	3,604	1,060	12,255
EM<9	8,558	2,379	30,786
Masculino	2,328	1,138	4,764
P<1000	1,323	0,624	2,805

Cálculo das probabilidades previstas

Verificamos que a Tabela 4.29. apresenta um elevado intervalo de variação das probabilidades previstas. Assim, faz todo o sentido prosseguir com esta análise.

Tabela 4.29. Probabilidades previstas para o modelo de escala C

	y=1	y=0
Máximo	0,745	0,900
Mínimo	0,100	0,255
Média	0,436	0,564
Intervalo	0,645	0,645

Teste de significância para o modelo

Através da Tabela 4.30. concluímos que, para um nível de 1%, os parâmetros estimados são significativamente diferentes de zero. Isto significa que as variáveis consideradas são relevantes para explicar o modelo.

Tabela 4.30. Testes de significância para o modelo de escala C

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	17,5541	4	0,0015
Wald	16,6017	4	0,0023
Score	15,0060	4	0,0047

Coefficientes de determinação

Na Tabela 4.31. apresentamos os coeficientes de determinação para este modelo. Os valores devem ser interpretados com cuidado, uma vez que este tipo de medidas têm sido fortemente criticadas.

Tabela 4.31. Coeficientes de determinação para o modelo de escala C

Mc Fadden	Cox e Snell	Nagelkerke
0,086	0,113	0,157

Crítérios de selecção do modelo

Na Tabela 4.32. encontram-se os valores de AIC e SC. Comparando estes valores com os do modelo com todas as variáveis de Escala C (Anexo B), verificamos que os critérios apresentam valores inferiores relativamente ao modelo com todas as variáveis.

Tabela 4.32. Coeficientes de determinação para o modelo de escala C

AIC	SC
196,574	211,594

Qualidade do ajustamento

a) Teste de Hosmer-Lemeshow

A Tabela 4.33. ilustra os decís do teste de Hosmer-Lemeshow e através da Tabela 4.34. concluímos que não rejeitamos H_0 , o que indica um "bom" ajustamento.

Tabela 4.33. Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	O_j	e_j	O_j	e_j	
1	3	2,98	14	14,02	17
2	1	1,02	3	2,98	4
3	8	8,55	22	21,45	30
4	3	3,45	7	6,55	10
5	10	12,03	15	12,97	25
6	12	9,24	7	9,76	19
7	14	12,19	8	9,81	22
8	14	15,53	8	6,47	22

Tabela 4.34. Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
3,5253	6	0,7406

b) Curva ROC

Na Tabela 4.35. estão presentes os valores previstos versus valores observados para o modelo de escala C. Dos modelos apresentados, o modelo com ponto de corte igual a 0,5 é o que manifesta uma maior percentagem de valores correctos (59,731%).

Tabela 4.35. Tabela de contingência para o modelo de escala C

		Valores observados	
		Tem dificuldades	Não tem dificuldades
Valores previstos c=0,3	Tem dificuldades	53	45
	Não tem dificuldades	12	39
Valores previstos c=0,5	Não tem dificuldades	28	23
	Tem dificuldades	37	61
Valores previstos c=0,7	Não tem dificuldades	4	8
	Tem dificuldades	61	76

A Tabela 4.36. apresenta os valores da sensibilidade e especificidade para o modelo de escala C nos diferentes pontos de corte.

Tabela 4.36. Sensibilidade e Especificidade para o modelo de escala C

	Ponto de corte	c=0,3	c=0,5	c=0,7
Sensibilidade	$\frac{VP}{VP+FN}$	81,538	43,077	6,154
Especificidade	$\frac{VN}{VN+FP}$	46,428	72,819	90,476

Graficamente a curva ROC, para o modelo de escala C (Figura 4.8.), apresenta o seguinte formato:

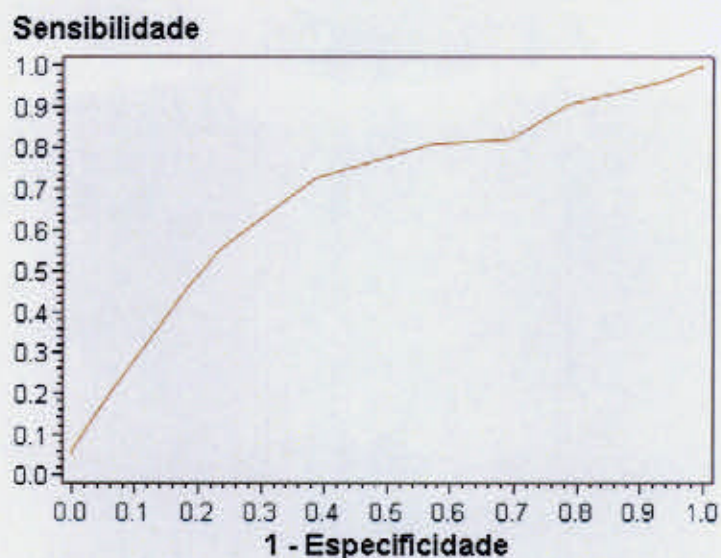


Figura 4.8. Curva ROC para o modelo de escala C

A área abaixo da curva é de 0,696, o que revela uma discriminação razoável.

4.7.2. Síntese dos principais resultados

Ao estudarmos os modelos para os bebés com 3 anos verificamos que as conclusões são muito semelhantes: em relação ao modelo geral, ao modelo de escala B (escala pessoal-social) e ao modelo de escala C (audição e linguagem).

Os factores de risco mais relevantes para o desenvolvimento dos bebés são a escolaridade da mãe e o peso ao nascer. O sexo do bebé também é uma variável muito significativa neste estudo, nomeadamente na escala C (audição e linguagem).

Para os 3 modelos concluímos que, quanto mais elevado for o nível de escolaridade da mãe, menor é a probabilidade dos bebés virem a ter atrasos. No modelo geral, concluímos que um bebé filho de uma mãe com o 9º ano ou menos apresenta uma probabilidade 9 vezes maior de sofrer atrasos face a uma mãe com o 12º ano ou mais. Sendo esta a associação mais forte em todos os modelos.

Quanto ao peso, também concluímos que, quanto mais pesado for o bebé na altura do nascimento, menor é a probabilidade de apresentar atrasos. No modelo geral, um bebé com peso inferior a 1000g apresenta uma probabilidade 2,17 vezes maior de sofrer atrasos no desenvolvimento.

Como vimos no capítulo 2, Zeitlin *et al.* (2002) assinalam que existe uma maior prevalência de bebés prematuros do sexo masculino. Relativamente a esta variável, verificamos que esta é mais significativa no modelo em que se medem os atrasos na audição e linguagem (escala C). Como era de esperar, neste modelo os bebés do sexo masculino apresentam uma probabilidade 2,33 vezes maior face aos do sexo feminino de terem dificuldades.

Mas ao contrário do esperado, a variável idade da mãe não é significativa em nenhum dos modelos. Vimos no capítulo 2 que a idade da mãe, segundo Roura (2004), é um dos factores associados à prematuridade. Contudo, estes dados não validaram essa evidência.

Segundo Hogan *et al.* (2000) e Thompson *et al.* (2003) a estrutura da família e o estado civil da mãe são factores determinantes para o desenvolvimento dos bebés. Os dados recolhidos pelo HGO não tinham nenhuma destas variáveis. Continham apenas a variável, pessoa responsável pelo bebé, no entanto, esta não se revelou como sendo significativa em nenhum dos modelos estimados.

As variáveis: problema social, raça e gravidez vigiada são importantes para explicar os desenvolvimentos dos bebés, quando se considera o modelo aos 5 anos de idade.

No modelo geral, para os 5 anos, verificamos que, na nossa amostra, um bebé que cresce numa família que tem problemas sociais, apresenta uma probabilidade 5,3 vezes maior de apresentar dificuldades.

A variável raça também se revelou como sendo um factor importante para o desenvolvimento dos bebés. Neste estudo, os resultados do modelo geral para os 5 anos, sugere que bebés caucasianos apresentam uma probabilidade 3,5 vezes maior de não apresentarem atrasos no desenvolvimento face a bebés não caucasianos.

Outro factor importante é a gravidez ser vigiada desde o início. No modelo para a escala audição e linguagem aos 5 anos, esta variável é particularmente relevante e reflecte que bebés fruto de gravidezes não vigiadas face a gravidezes vigiadas

apresentam uma probabilidade 3,48 vezes maior de sofrerem atrasos no desenvolvimento.

Limitações dos dados

Os dados utilizados neste estudo apresentam algumas limitações. Em primeiro lugar, não temos informação para alguns tópicos com importância enfatizada na literatura, tais como: número de cigarros fumados pela mãe, número de semanas de gestação, gravidezes anteriores, gestações múltiplas, enfermidades maternas e fetais.

Por outro lado, a classificação dos bebés, de acordo com a escala de Ruth Griffiths, pode ser enviesada pela observação dos médicos e psicólogos pois houve mais do que um médico e psicólogo a avaliar as dificuldades dos bebés.

A maior limitação tem no entanto a ver com a reduzida dimensão da amostra. Apenas estudámos os dados recolhidos por um hospital na zona da grande Lisboa. Só estudámos os bebés que nasceram com MBP e com EBP e que, por este motivo, ficaram internados nos primeiros dias de vida no hospital. Além disso, como os dados são recolhidos ao longo dos anos, os bebés vão saindo do estudo, isto é, se não apresentarem dificuldades significativas, não recorrem ao HGO.

Num estudo futuro, deveríamos ter informação completa relativamente ao peso dos bebés à nascença. Deste modo, todos os bebés que nasçam num determinado hospital deveriam ser inseridos numa bases de dados nacional e assim, seria mais fácil evidenciar as diferenças entre bebés de baixo peso e peso normal à nascença.

Capítulo 5

5. Estudo comparativo

Neste capítulo vamos comparar em primeiro lugar, os resultados dos nossos modelos de escala A, B e C com os resultados obtidos por Hogan *et al.* (2000). De seguida, vamos comparar os resultados obtidos no nosso modelo geral com os de Thompson *et al.* (2003).

Hogan *et al.* (2000) estudaram o efeito do peso à nascença nos diferentes índices de desenvolvimento de crianças entre os 32 e 38 meses. A amostra incluía 8.145 bebés de 48 estados dos Estados Unidos. Neste estudo, os autores consideraram três grupos de peso à nascença: muito baixo peso (inferior a 1500g), baixo peso (entre 1500g e 2500g) e peso adequado (superior a 2500g). Os modelos estimados foram os seguintes: atrasos na linguagem, comportamento social, capacidades motoras, limitações na audição, na visão e na função respiratória. Os factores considerados como variáveis explicativas ou factores protectores do desenvolvimento foram os seguintes: factores familiares na altura do nascimento (nível de escolaridade materno, raça e etnia, planos de vida, cuidados pré-natais, álcool, tabaco e drogas ilegais), segurança no ambiente familiar, actividade da mãe, cuidados com a criança desde o nascimento até ao período em estudo, cuidados de saúde do domínio público e privado, participação em programas sociais no local da residência.

Para avaliar os atrasos de desenvolvimento destas crianças na linguagem, nas capacidades motoras e no comportamento social, os autores utilizaram instrumentos desenvolvidos pela Escala de Desenvolvimento de Denver. Esta escala é construída a partir das actividades diárias relatadas pelos assistentes domiciliários que avaliavam os atrasos no desenvolvimento de crianças muito jovens. A precisão e a fiabilidade desta escala já foram testadas em diversos estudos (Frankenburg (1967), Sturner *et al.* (1999)). Os assistentes domiciliários tinham que indicar se a criança completava as

seguintes tarefas: formar uma frase parcial, contar correctamente 3 objectos, saber o nome de 3 ou mais cores, dizer o primeiro e último nome, contar até 10 em voz alta, indicar sem chorar que a fralda estava suja, saber a sua idade e sexo (capacidades de linguagem); subir escadas sem agarrar o corrimão, subir escadas com um pé de cada vez, pedalar um triciclo (capacidades motoras); lavar e secar as mãos sem ajuda, usar a casa de banho sozinho e vestir-se (comportamentos sociais). Esperava-se que a criança, na altura da entrevista, conseguisse completar todas estas tarefas que eram realizadas pelo menos por 90% das outras crianças com a mesma idade. Para a análise realizada por Hogan *et al.* (2000), a escala de Desenvolvimento de Denver foi subdividida em 3 sub-escalas, medindo 3 tipos de atraso no desenvolvimento: linguagem, comportamentos sociais e capacidades motoras.

Hogan *et al.* (2000) estimaram uma regressão logística, utilizando o método de *stepwise*. Deste modo, as variáveis que não são estatisticamente significativas ($p < 0,05$), não foram incluídas no modelo. Depois de seleccionado o modelo, os autores adicionaram o peso à nascença. Todas as variáveis binárias indicadas através de categorias foram incluídas no modelo desde que uma das categorias fosse estatisticamente significativa.

Nas tabelas seguintes (Tabela 5.1., Tabela 5.2. e Tabela 5.3.) apresentamos um estudo comparativo entre o estudo de Hogan *et al.* (2000) e o nosso estudo que utiliza as 3 escalas de Ruth Griffiths, escala A, B e C.

No Anexo E encontram-se os resultados detalhados destes modelos.

Tabela 5.1. Comparação entre o estudo de Hogan *et al.* (2000) e o nosso (escala A)

Hogan <i>et al.</i> (2000) – Capacidades motoras				Nosso estudo – Escala A			
Variáveis	β	p	OR	Variáveis	B	p	OR
Termo constante	-3,192***	0,0001	-	Termo constante	0,4800	0,3340	-
PN <1500g	1,024***	0,0001	2,785	PN < 1000g	0,1185	0,5423	2,716
PN 1500-2499g	0,328**	0,0128	1,388	PN $\geq$ 1000g	Ref.	-	1,000
PN $\geq$ 2500g	Ref.	-	1,000				
Idade Materna $\leq$ 19 anos	0,259*	0,0957	1,296	Idade Materna $\leq$ 19 anos	-0,3340	0,3653	2,177
Idade Materna 20-24 anos	Ref.	-	1,000	Idade Materna 20-24 anos	Ref.	-	1,000
Idade Materna 25-29 anos	0,249*	0,0665	1,283	Idade Materna 25-29 anos	0,2062	0,4338	4,243
Idade Materna $\geq$ 30 anos	0,449***	0,0008	1,566	Idade Materna $\geq$ 30 anos	-0,0565	0,8095	2,237
EM < 9º ano (HS)				EM < 9º ano	0,7767**	0,0147	4,728
EM 9º-12º ano (HS)				EM 9-12º ano	0,5010*	0,0793	2,724
EM > 12ºano (HS)				EM > 12ºano	Ref.	-	1,000
Cuidados pré-natais pobres	0,284**	0,0994	1,328	Gravidez não vigiada	0,7217*	0,0613	4,235
Cuidados pré-natais intermédios	-0,006	0,9605	0,994	Gravidez vigiada	Ref.	-	1,000
Cuidados pré-natais adequados	Ref.	-	1,000				
Sem cuidados semanais	Ref.	-	1,000				
Cuidados semanais 1-12h	-0,228	0,1544	0,796				
Cuidados semanais 12,5h-28h	0,072	0,6623	1,075				
Cuidados semanais 28,5h-37h	-0,021	0,8854	0,980				
Cuidados semanais 37,5h-42h	-0,559***	0,0017	0,572				
Cuidados semanais 42h-150h ou +	-0,088	0,5993	0,916				
N = 8.125				N = 146			

* - significativo para 10%

** - significativo para 5%

*** - significativo para 1%

Tabela 5.2. Comparação entre o estudo de Hogan *et al.* (2000) e o nosso (escala B)

Hogan <i>et al.</i> (2000) – Comportamento social				Nosso estudo – Escala B			
Variáveis	β	p	OR	Variáveis	β	p	OR
Termo constante	-2,713	0,0001	-	Termo constante	0,0611	0,9066	-
PN <1500g	1,060***	0,0001	2,885	PN < 1000g	0,4105	0,1897	2,2703
PN 1500-2499g	0,343***	0,0030	1,409	PN $\geq$ 1000g	Ref.	-	1,000
PN $\geq$ 2500g	Ref.	-	1,000				
Idade Materna $\leq$ 19 anos	-0,088	0,5550	0,916	Idade Materna $\leq$ 19 anos	-0,3461	0,3589	0,500
Idade Materna 20-24 anos	Ref.	-	1,000	Idade Materna 20-24 anos	Ref.	-	1,000
Idade Materna 25-29 anos	0,279**	0,0176	1,321	Idade Materna 25-29 anos	-0,2522	0,3501	0,604
Idade Materna $\geq$ 30 anos	0,416***	0,0004	1,516	Idade Materna $\geq$ 30 anos	0,1116	0,6424	1,250
Raça negra	-0,389***	0,0001	0,678	Não caucasianos	0,2718	0,3147	1,722
Raça hispânica	-0,202	0,2320	0,818	Caucasianos	Ref.	-	1,000
Outra raça	Ref.	-	1,000				
EM < 9º ano (HS)				EM < 9º ano	0,6296*	0,0523	3,523
EM 9º-12º ano (HS)				EM 9-12º ano	0,3974	0,1897	2,214
EM > 12ºano (HS)				EM > 12ºano	Ref.	-	1,000
Cuidados pré-natais pobres	0,141	0,4018	1,151	Gravidez não vigiada	0,3517	0,3470	2,020
Cuidados pré-natais intermédios	0,013	0,8993	1,013	Gravidez vigiada	Ref.	-	1,000
Cuidados pré-natais adequados	Ref.	-	1,000				
Cuidados de saúde privados	Ref.	-	1,000				
Cuidados de saúde público	0,502***	0,0001	1,651				
Sem cuidados de saúde	0,146	0,2695	1,157				
Mãe e pai	Ref.	-	1,000	Pais respon. pelo bebê	Ref.	-	1,000
Mãe e outro adulto	0,040	0,8258	1,040	Outra pessoa responsável pelo bebê	0,0020	0,9952	1,004
Mãe sozinha	-0,439***	0,0003	0,645				
				Sexo masculino	0,2782	0,1448	1,745
				Sexo feminino	Ref.	-	1,000
N = 8.145				N = 149			

* - significativo para 10%

** - significativo para 5%

*** - significativo para 1%

Tabela 5.3. Comparação entre o estudo de Hogan *et al.* (2000) e o nosso (escala C)

Hogan <i>et al.</i> (2000) - Linguagem				Nosso estudo – Escala C			
Variáveis	β	p	OR	Variáveis	β	p	OR
Termo constante	-2,486***	0,0001	-	Termo constante	0,5067	0,3506	-
PN <1500g	0,865***	0,0001	2,374	PN < 1000g	0,2096	0,2916	1,521
PN 1500-2499g	0,261***	0,0092	1,298	PN ≥ 1000g	Ref.	-	1,000
PN ≥ 2500g	Ref.	-	1,000				
Idade Materna ≤19 anos	-0,297**	0,0149	0,743	Idade Materna ≤19 anos	-0,3715	0,3351	0,476
Idade Materna 20-24 anos	Ref.	-	1,000	Idade Materna 20-24 anos	Ref.	-	1,000
Idade Materna 25-29 anos	0,149	0,1324	1,161	Idade Materna 25-29 anos	0,0350	0,8961	1,073
Idade Materna ≥ 30 anos	0,308***	0,0022	1,3621	Idade Materna ≥ 30 anos	0,0333	0,8916	1,069
Raça negra	-0,059	0,4793	0,943	Não caucasianos	0,0168	0,9526	1,034
Raça hispânica	0,278**	0,0393	1,320	Caucasianos	Ref.	-	1,000
Outra raça	Ref.	-	1,000				
EM < 9º ano (HS)	0,594***	0,0001	1,811	EM < 9º ano	0,9921***	0,0044	7,273
EM 9º-12º ano (HS)	0,236***	0,0084	1,269	EM 9-12º ano	0,6411**	0,0465	3,605
EM > 12º ano (HS)	Ref.	-	1,000	EM > 12º ano	Ref.	-	1,000
Cuidados pré-natais pobres	0,416***	0,0015	1,515	Gravidez não vigiada	0,7282*	0,0688	4,290
Cuidados pré-natais intermédios	0,149*	0,0807	1,161	Gravidez vigiada	Ref.	-	1,000
Cuidados pré-natais adequados	Ref.		1,000				
0 comportamentos risco	Ref.		1,000	Não problemas sociais	Ref.	-	1,000
1 comportamento risco	-0,061	0,4804	0,941	Problemas sociais	0,1310	0,6238	3,701
2 comportamentos risco	-0,129	0,2382	0,879				
3 ou + comportamentos risco	-0,663***	0,0044	0,515				
Mãe não trabalha a seguir à gravidez	Ref.	-	1,000				
Mãe trabalha a seguir à gravidez	-0,272***	0,0004	0,762				
				Sexo masculino	0,4507*	0,0215	2,463
				Sexo feminino	Ref.	-	1,000
N = 8.145				N = 149			

* - significativo para 10%

** - significativo para 5%

*** - significativo para 1%

Ao compararmos os nossos 3 modelos com os de Hogan *et al.* (2000) verificamos que temos um número inferior de variáveis significativas. Há que ter em conta que a dimensão da amostra é muito superior à nossa (8.145). O modelo de escala A apresenta uma fraca aderência (o teste de razão de verossimilhanças não é significativo para 10%) porém decidimos apresentá-lo para procedermos à comparação.

Ambos os estudos apresentam factores de risco semelhantes. Contudo Hogan *et al.* (2000) apresentam algumas variáveis que nós não temos. Essas variáveis são: seguro de saúde, situação profissional da mãe após a gravidez e número de horas semanais prestadas por assistentes domiciliários. No nosso estudo apresentamos a variável sexo que não está presente no estudo de Hogan *et al.* (2000). Verificamos que o sexo masculino é um indicador de atrasos quer no comportamento social quer na linguagem.

Em todos os nossos modelos, a variável peso não é significativa para os níveis usuais de significância, contudo tem uma interpretação semelhante à do estudo de Hogan *et al.* (2000), ou seja, quanto menos pesado for o bebé, maior é a probabilidade de este apresentar atrasos. Esta probabilidade é maior no que se refere a atrasos nas capacidades motoras.

Relativamente à idade materna, verificamos que as conclusões também são idênticas. Esta variável não é significativa, para os níveis usuais de significância, em nenhum dos nossos modelos. No entanto, a interpretação dos coeficientes sugere que, mães com idades superiores a 25 anos apresentam uma maior probabilidade de ter filhos com atrasos na linguagem e atrasos nas capacidades motoras.

Apesar da variável raça não ser estatisticamente significativa, para 1%, 5% e 10%, as conclusões são ligeiramente diferentes das de Hogan *et al.* (2000). Os autores concluíram que os hispânicos apresentam um maior risco de atrasos na linguagem. No nosso estudo, concluímos que os não caucasianos apresentam uma probabilidade superior de atrasos no comportamento social.

O nível de escolaridade da mãe aparece no nosso estudo como sendo a variável mais importante (é significativa nos 3 modelos). Nos 3 modelos, quando a escolaridade da mãe é inferior ao 9º ano aumentam as probabilidades de atrasos. Essa probabilidade é 7 vezes maior no que diz respeito aos atrasos na linguagem. No estudo de Hogan *et al.* (2000) esta variável só se revela importante no que diz respeito aos atrasos na linguagem.

Em ambos os estudos a falta de cuidados pré-natais/ gravidez não vigiada encontram-se principalmente associadas aos atrasos na linguagem e nas capacidades motoras.

No estudo de Thompson *et al.* (2003), os autores estimaram os "atrasos de desenvolvimento ou manifestações de incapacidade" (detalhado no capítulo 2). Para tal, assumiram uma distribuição binomial para os erros e utilizaram um modelo logit para ajustar o modelo. Calcularam *odds ratios* (OR) comparados com as categorias de referência. Também calcularam intervalos de confiança a 95% para estes ORs.

Além das variáveis citadas na Tabela 5.4., os autores ainda utilizaram as seguintes variáveis: número de cigarros que a mãe fuma por dia e interacção entre a variável gravidezes anteriores e o espaçamento entre gravidezes.

Como era de esperar, em relação a estas duas últimas variáveis, os autores concluíram que, quanto maior for o número de cigarros que a mãe fumar durante a gravidez, maior é a probabilidade dos bebés sofrerem de incapacidades. Relativamente ao espaçamento entre gravidezes, concluíram que mães sem filhos tinham um elevado risco de ter uma criança com incapacidades, comparativamente com mães com 2 ou mais filhos.

Este resultado contradiz os resultados apresentados para os primeiros filhos, ignorando o espaçamento entre nascimentos, sugerindo que o intervalo entre gravidezes tem um efeito benéfico no desenvolvimento das crianças. Este benefício pode resultar do facto de, quanto mais idade tiver a criança anterior, mais atenção é dispensada ao bebé, particularmente se o irmão mais velho estiver em idade escolar.

Os autores utilizaram o SAS (software) para estimar o modelo. Este modelo foi ajustado a uma amostra de 170.874 crianças. Os coeficientes relativos a todas as variáveis são significativas, excepto no que diz respeito ao estado civil da mãe.

Tabela 5.4. Comparação entre o nosso estudo e o de Thompson *et al.* (2003)

Thompson <i>et al.</i> (2003)			Nosso estudo		
Variáveis	β	OR	Variáveis	β	OR
Termo constante	-4,0294	-	Termo constante	1,1019*	-
PN 450-749g	4,5799	97,50			
PN 750-999g	3,6892	40,01	PN < 1000g	0,4173**	2,304
PN 1000-1499g	2,7623	15,84	PN $\geq$ 1000g	Ref.	1,000
PN 1500-2499g	1,1907	3,29			
PN 2500-2999g	0,3282	1,39			
PN 3000-4749g	Ref.	-			
PN 4750-6000g	0,4179	1,52			
Gravidez anterior (resultados adversos)	0,1130	1,12			
Gravidez anterior (0)	0,1903	1,21			
Gravidez anterior (1-2)	0,1064	1,11			
Gravidez anterior (>2)	Ref.	-			
Não cuidados pré-natais	0,4150	1,51	Gravidez não vigiada	0,2012	1,495
Cuidados pré-natais	Ref.		Gravidez vigiada	Ref.	1,000
Anomalias congénitas	2,0861	8,05			
Não ter anomalias congénitas	Ref.				
Complicações de parto	0,1357	1,15			
Não teve complicações parto	Ref.				
EM < 9º ano (HS)	0,0370	1,04	EM < 9º ano	-1,0204***	7,697
EM 9º-12º ano (HS)	-0,0925	0,91	EM 9-12º ano	0,6991**	4,048
EM > 12ºano (HS)	Ref.		EM > 12ºano	Ref.	1,000
Mãe não casada	-0,0212	0,98	Outra pes. respon. pelo bebé	-0,1452	0,748
Mãe casada	Ref.		Pais respon. pelo bebé	Ref.	1,000
Pobreza	0,1628	1,18	Problema social	0,1408	1,325
Não pobreza			Não problema social	Ref.	1,000
Raça preta	-0,1563	0,86	Não caucasiano	0,2373	1,607
Outra raça	-0,1279	0,68	Caucasiano	Ref.	1,000
Raça branca					
Sexo masculino	0,6203	1,86	Sexo masculino	0,3962**	2,209
Sexo feminino	Ref.		Sexo feminino	Ref.	1,000
Idade Materna 11-17 anos	-0,1722	0,84	Idade Materna $\leq$ 19 anos	0,2125	1,529
Idade Materna 18-19 anos	-0,2711	0,76	Idade Materna 20-24	Ref.	1,000
Idade Materna 20-34 anos	Ref.		Idade Materna 25-29 anos	-0,1357	0,762
Idade Materna $\geq$ 35 anos	0,2264	1,25	Idade Materna $\geq$ 30 anos	-0,0887	0,837
N = 170.874			N = 149		

* - significativo para 10%

** - significativo para 5%

*** - significativo para 1%

Ao comparar os dois modelos apresentados na Tabela 5.4., verificamos que existem algumas semelhanças. No que se refere ao peso, os valores do OR do estudo de Thompson *et al.* (2003) são muito mais elevados do que os do nosso estudo. Tal diferença deve-se ao facto de a nossa classe de referência incluir bebés com peso entre 1000g e 1500g (RNMBP), enquanto que a classe de referência do estudo de Thompson *et al.* (2003) inclui bebés com peso entre 3000g e 4749g. Contudo, em ambos os estudos, verificamos que bebés com muito baixo peso à nascença têm uma probabilidade maior de apresentarem atrasos no desenvolvimento.

Relativamente à variável cuidados pré-natais/ gravidez vigiada verificamos que as conclusões são idênticas em ambos os estudos. Deste modo, a não existência de cuidados pré-natais/ gravidez não vigiada origina bebés com maiores probabilidades de terem atrasos no desenvolvimento.

A variável escolaridade materna apresenta algumas diferenças. Em ambos os modelos a escolaridade materna inferior ao 9º ano é um indicador de que os bebés vão sofrer de atrasos no desenvolvimento. Porém, no nosso estudo, a probabilidade de os bebés apresentarem atrasos é aproximadamente 7 vezes maior. Uma mãe com escolaridade entre o 9º e o 12º ano, face a uma mãe com escolaridade superior ao 12º ano, no nosso estudo, continua a indicar que os bebés têm uma probabilidade 4 vezes maior de sofrerem atrasos no desenvolvimento, enquanto que no estudo de Thompson *et al.* (2003) isso não acontece.

O estado civil da mãe/ a pessoa responsável pelo bebé não são variáveis relevantes em ambos os modelos. Mas verificamos que são factores protectores relativamente aos atrasos no desenvolvimento. A pobreza/ os problemas sociais são factores que levam os bebés a sofrerem atrasos no desenvolvimento.

Em relação à variável raça, os modelos apresentam resultados diferentes. No estudo de Thompson *et al.* (2003), a raça negra tem um efeito protector relativamente aos atrasos no desenvolvimento e incapacidades; a variável outras raças (maioritariamente hispânicos) também tem um efeito protector.

No que diz respeito ao nosso estudo, os não caucasianos (bebés de raça negra, um indiano, um cigano e três mestiços) apresentam uma probabilidade superior de ter atrasos no desenvolvimento face aos bebés caucasianos. A este respeito, seria interessante efectuar um estudo mais aprofundado uma vez que Portugal está a tornar-se cada vez mais num país com múltiplas raças.

Os bebés de sexo masculino apresentam, em ambos os estudos, uma probabilidade mais elevada do que os do sexo feminino de terem atrasos no desenvolvimento.

Quanto à variável idade materna, as conclusões são ligeiramente diferentes. Contrariamente ao que era de esperar, no estudo de Thompson *et al.* (2003) as mães mais jovens (idade inferior a 19 anos) apresentam um efeito protector relativamente aos atrasos no desenvolvimento dos bebés. Estes resultados, estão de acordo com os de um estudo efectuado por Resnick *et al.* (2001) que mostrou que, apesar de poder haver problemas em crianças filhas de mãe adolescentes, também esse facto podia ter efeitos protectores no caso de serem controlados alguns factores tais como: educação da mãe, estado civil, nível de pobreza e raça. Também o aumento do risco traduzido em problemas escolares e incapacidades em crianças filhas de mães adolescentes é atribuído, não à idade, mas aos factores sócio-demográficos o que pode confundir os resultados. Contudo, nos estudos consultados (Resnick *et al.* (1999); Fergusson *et al.* (1999)) existe ainda muita controvérsia sobre os resultados obtidos no que diz respeito às gravidezes na idade jovem.

No estudo de Thompson *et al.* (2003), os bebés das mães com idade mais elevada apresentam uma maior probabilidade de incapacidades, enquanto que no nosso estudo se verifica que a idade elevada constitui um factor protector.

Num estudo futuro, deveríamos incluir, neste tipo de modelos, uma variável de controlo, por exemplo: o estrato social. Deste modo, a idade materna e a escolaridade materna, entre outras variáveis, possibilitariam um estudo mais rigoroso.

Há que ter em conta que as diferenças encontradas entre os dois modelos podem ser atribuídas às grandes diferenças de desenvolvimento económico existentes entre Estados Unidos da América e Portugal.

Capítulo 6

6. Conclusão

Esta investigação teve como finalidade compreender os factores de risco que levam os bebés com muito baixo peso à nascença a apresentarem dificuldades e atrasos no desenvolvimento geral, locomotor, pessoal bem como atrasos na linguagem e na audição.

A base de dados utilizada foi recolhida no HGO e diz respeito aos anos de 1994 a 1998 referente a bebés que nasceram com menos de 1500g (recém-nascidos com muito baixo peso) e que, durante os primeiros cinco anos de vida, foram seguidos na unidade de cuidados intensivos neonatais (UCIN) do mesmo hospital.

A informação relevante diz respeito aos factores sócio-demográficos e às dificuldades e atrasos apresentados pelos bebés medidos através da escala de Ruth Griffiths.

Depois de aplicarmos um modelo logit aos nossos dados, verificámos que, para os bebés com 3 anos, as conclusões são muito semelhantes em relação aos atrasos gerais, motores, comportamentais e de audição e linguagem.

Os factores de risco mais relevantes para o desenvolvimento dos bebés são a escolaridade da mãe e o peso ao nascer. O sexo do bebé também é um factor significativo neste estudo, embora não tão relevante como os anteriores.

Para os modelos estimados concluímos que, quanto menos elevado for o nível de escolaridade da mãe, maior é a probabilidade dos bebés virem a ter atrasos. Uma maior escolaridade significa, em geral, melhor informação e esclarecimento das mães o que leva a comportamentos mais adequados.

Quanto ao peso, também concluímos que, quanto menos pesado for o bebé na altura do nascimento, maior é a probabilidade de apresentar atrasos.

Verificamos que o factor sexo é mais significativo no modelo em que se medem os atrasos na audição e linguagem (escala C). Neste modelo os bebés do sexo masculino apresentam uma probabilidade 2,33 vezes maior de apresentarem dificuldades.

As variáveis: problema social, raça e gravidez vigiada aparecem como sendo relevantes para explicar os modelos relativos aos 5 anos.

O problema social e a raça revelam-se importantes para o desenvolvimento geral das crianças. A gravidez vigiada está relacionada com os problemas de audição e linguagem.

Os nossos dados não revelaram que a variável idade da mãe fosse importante, embora esta variável possa estar associada aos factores da prematuridade (Roura, 2004).

Ao compararmos o nosso estudo com os de Hogan *et al.* (2000) e Thompson *et al.* (2003) temos que ter em conta que a dimensão da nossa amostra é bastante inferior e contém um menor número de variáveis. Deste modo, os autores atrás referidos estimam os diferentes modelos utilizando mais variáveis para além das referidas no nosso trabalho.

Uma grande diferença entre o nosso estudo e os de Hogan *et al.* (2000) e Thompson *et al.* (2003) surge na variável escolaridade materna. Em qualquer um dos nossos modelos estimados a escolaridade materna aparece como um factor significativo, o que nem sempre aconteceu nos estudos daqueles autores.

Concluímos que, quanto maior for o nível educacional da mãe, menor é a probabilidade dos bebés sofrerem atrasos,

Através da análise dos dados fornecidos pelo HGO, podemos observar que as consultas de seguimento aos bebés que nasceram com muito baixo peso são muito importantes. É através delas que os profissionais de saúde podem identificar os problemas que, como vimos, podem ser diferentes aos três e aos cinco anos.

Com a evolução dos cuidados pré-natais, muitos dos bebés que eram inviáveis passaram a ser bebés viáveis. Assim, é necessário que se lhes assegure qualidade de vida para se tornarem cidadãos no pleno sentido. Da intervenção precoce dos pais, médicos, professores e outros técnicos pode resultar a recuperação de alguns atrasos decorrentes da prematuridade.

Essa recuperação, torna-se benéfica para a família, para a sociedade e para a economia do país.

Depois de identificados os problemas, mais facilmente se poderá encontrar uma solução adequada. "Crescer bem" é um direito fundamental numa sociedade justa e democrática.

Portanto, é necessário continuar a fazer o registo das incapacidades (através da escala de Desenvolvimento de Ruth Griffiths ou outra) aos 3 e aos 5 anos, porque verificámos que existem diferenças significativas para essas idades. Esse registo deverá ser novamente efectuado aquando da recolha das informações sócio-demográficas e da evolução clínica aos 10 anos. Deve, sempre que possível ser continuado até à idade adulta visto que estudos de Hack *et al.* (2002), referem que os problemas da prematuridade persistem na idade adulta. Segundo estes autores, a comparação entre recém-nascidos de muito baixo peso (RNMBP) com recém-nascidos com peso normal (RNPN) mostrou diferenças entre os grupos no que diz respeito ao nível de educação, ao rendimento cognitivo e académico, ao quociente de inteligência, à incidência de doenças e a comportamentos de risco, aos 20 anos de idade.

Pelas razões atrás apontadas, este estudo pode permitir uma reflexão por parte de todos os técnicos envolvidos no processo e pode também contribuir para um melhor conhecimento do problema em causa. Em Portugal, existem alguns estudos descritivos (Simões *et al.*, 2002, Nunes *et al.*, 1998), referentes a este tema, mas, da pesquisa efectuada, não encontramos nenhum estudo que utilizasse este tipo de modelo explicativo onde se salientam os factores de risco associados aos atrasos no desenvolvimento de bebés com muito baixo peso.

A principal limitação do estudo foi o tamanho reduzido da amostra. A amostra não é representativa de uma população e não houve possibilidade de selecção uma vez que foram integrados todos os registos do HGO.

Para um estudo futuro sugere-se a inclusão de uma variável de controlo, como por exemplo: estrato social da família. Esta variável poderia absorver os impactos relativos à idade materna, escolaridade materna, entre outras. Também sugerimos que nesse estudo sejam incluídos dados de hospitais de diferentes zonas do país, com informação de bebés que nasçam com peso inferior a 2500g e em que estejam registadas as variáveis estado civil, hábitos de adição da grávida bem como o número de semanas de gestação, para além das variáveis que fizeram parte deste estudo.

Bibliografia

- Aldrich, J.H. e Nelson, F.D. (1984). *Linear probability, logit and probit models*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Amemiya, T. (1981). Qualitative response models: A survey. *Journal of Economic Literature*. **19**: 481-436.
- Amemiya, T. (1985). *Advanced Econometrics*, Blackwell, Oxford.
- Braga, A.C. (2000). *Curvas ROC: Aspectos Funcionais e Aplicações*. Tese de Doutorado. Universidade do Minho, Braga.
- Buitendijk, S., Zeitlin, J., Cuttini, M., Langhoff-Roos, J. e Bottu, J. (2003). Indicators of fetal and infant health outcomes. *European journal of obstetrics, gynaecology, and reproductive biology*. **111(1)**: S66-77.
- Cramer, J.S. (2003). *Logit Models From Economics and Other Fields*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Delcroix, M. e Chuffart, M. (1999). *La grossesse et le tabac*. Presses Universitaires de France. Paris.
- Eastman, N.T. (1947). Prematurity from the viewpoint of the obstetrician. *American Practitioner* **1**: 343.
- El-Metawally, D., Vohr, B. e Tucker, R. (2000) Survival and neonatal morbidity at the limits of viability in the mid 1990s: 22 to 25 weeks. *The Journal of Pediatrics*. **137**: 616-622.
- Fergusson, D.M. e Woodward, L.J. (1999). Maternal age and educational and psychosocial outcomes in early adulthood. *Journal of Child Psychology and Psychiatric*. **40**: 479-89.
- Frankenburg, W. e Dodds, J. (1967). The Denver Developmental Screening Test. *Journal Pediatrics*. **71(2)**:181-91.
- Franses, P. e Paap, R. (2001). *Quantitative models in Marketing Research*. Cambridge University Press, Cambridge.

- Greene, W. H. (2000). *Econometric Analysis*. (4th edition). Prentice Hall, New York.
- Griffiths, R. (1984). *The Abilities of Young Children. A comprehensive System of Mental Measurement for the First Eight Years of Life*. ARICD. The Test Agency, Bucks.
- Hack, M., Flannery, D.J., Schluchter, M., Cartar, L., Borawski, E. e Lein, N. (2002) Outcomes in young adulthood for very-low-birth-weight infants. *New England Journal of Medicine*. **346**: 149-157.
- Hirata, T. e Bosque, E. (1998). When they grow up: The growth of extremely low birth weight (≤ 1000 gm) infants at adolescence. *The Journal of Pediatrics* **132**: 1032-1035.
- Hogan, D. e Astone, N. (1986). The transition to adulthood. *Annual Review of Sociology* **12**: 109-130.
- Hogan, D., Eggebeen, D. e Clogg, C. (1993). Structure of intergenerational exchanges in American Families. *American Journal of Sociology* **98**: 1428 – 1458.
- Hogan, D. e Park, J. (2000). Family factors and Social support in the developmental outcomes of very-low birth weight children. *Clinics in Perinatology*. **27(2)**: 433-459.
- Hosmer, D.W. e Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. (2nd edition). Wiley, New York.
- Horwood, L., Mogridge, N. e Darlow, B. (1998). Cognitive, educational, and behavioural outcomes at 7 to 8 years in a national very low birth weight cohort. *Archives of Disease Child Fetal Neonatal*. **79**: F12-F20.
- Hoy, E.A., Sykes, D.H. e Bill, J.M. (1998). Very low birth weight: A long-term developmental impairment? *International Journal of Behavioral Developmental*. **11**: 37-67.
- Instituto Nacional de Estatística – Estatísticas Demográficas. Acedido em 30 de Setembro de 2005. Disponível em: URL: www.ine.pt.
- Johnston, J. e Dinardo, J. (2001). *Métodos Econométricos*. 4^a Edição. Mc Graw-Hill, Lisboa.
- Kramer, M.S., Goulet, L., Lydon, J., Séguin, L., McNamara, H., Dassa, C., et al. (2001). Socio-economic disparities in preterm birth: causal pathways and mechanisms. *Pediatric and Perinatal Epidemiology*. **15(2)**: 104-123.
- Leonard, C.H. e Picuch, R.E. (1997). School age outcome in low birth weight preterm infants. *Seminars in Perinatology*. **21**: 240-253.

- Long, J.S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. SAGE Publications, California.
- Lorenz, J. M., Wooliever, D.E., Jetton, F.R. et al. (1998). A quantitative review of mortality and developmental disability in extremely premature newborns. *Archives of Pediatrics and Adolescent Medicine*. **152**: 425-435.
- Lorenz, J.M. (2000). Survival of the extremely preterm infant in North America in the 1990s. *Clinics in Perinatology*. **27**: 255-262.
- Lumley, J. (1993). The epidemiology of preterm birth. *Baillier's Clinical Obstetrics and Gynaecology*. **7(3)**: 477-98.
- Lusted, L. (1968). *Introduction to Medical Decision Making*. C.C. Thomas, Springfield.
- March of Dimes. Perinatal data Center 2000. Acedido em 30 de Setembro de 2005. Disponível em URL: <http://www.marchofdimes.com/peristats>.
- Marozienne, L. e Grazuleviciene, R. (2002). Maternal exposure to low-level air pollution and pregnancy outcomes: a population based study. *Environ Health* **9**: 1-6.
- Mcloyd, V. (1998). Socioeconomic disadvantage and child development. *American Psychologist*. **53**: 185-204.
- Mozurkewich, E.L., Luke, B., Avni, M. e Wolf, F.M. (2000). Working conditions and adverse pregnancy outcome: a meta-analysis. *Obstetrics and Gynecology*. **95**: 623-635.
- Msall, M. e Tremont, M. (2000). Functional outcomes in self-care, mobility, communication, and learning in extremely low-birth weight infants. *Clinics in Perinatology*. **27(2)**: 381-401.
- Msall, M. e Tremont, M. (2001). Measuring Functional Outcomes After Prematurity: Developmental impact of very low birth weight and extremely low birth weight status on childhood disability. *Mental Retardation and Developmental Disabilities Research Reviews*. **8**: 258-272.
- Naarden, K.V. e Decoufle, P. (1999). Relative and Attributable Risks for Moderate to Profound Bilateral Sensorineural Hearing Impairment Associated With Lower Birth Weight in Children 3 to 10 Years Old. *Pediatrics*. **104(4)**: 905-10.
- Nunes, A., Melo, F., Silva J.E., Costa, A., Bispo, M.A. e Palminha J.M. (1998). Importance of J. Brazy's neurobiological index. Prediction of the number and severity of complications in very low birth weight infants. *Acta Médica Portuguesa*. **11(7)**: 615-21.

- O'Shea, T.M., Klinepeter, K.L., Goldstein, D.J., Jackson B.W. e Dillard, R.G. (1997). Survival and Developmental Disability in Infants With Birth Weights of 501 to 800 Grams, Born Between 1979 and 1994. *Pediatrics*. **100**(6): 982-6.
- O'Shea, T.M., Preisser, J.S., Klinepeter, K.L. e Dillard, R.G. (1998). Trends in Mortality and Cerebral Palsy in a Geographically Based Cohort of Very low Birth Weight Neonates Born Between 1982 to 1994. *Pediatrics*. **101**(4): 642-7.
- Petrou, S. (2003). Economic consequence of preterm birth and low birthweight. *British Journal of Obstetrics and Gynaecology*. **110**: 17-23.
- Resnick, M.B., Guerorguiva R.V., Carter R.L., et al. (1999). The impact of low birth weight perinatal conditions, and sociodemographic factors on educational outcome in kindergarten. *Pediatrics*. **104**(6).
- Resnick, M.B., Gueorgueiva, R.V., Carter, R.L. et al. (2001). Effect of Teenage Preganancy of Educational Disabilities in Kindergarten. *American Journal of Epidemiology*.
- Ross, G., Lipper, E. e Auld, P. (1991). Educational status and school related abilities in very low birth weight premature children. *Pediatrics*. **88**: 1125-34.
- Roura, L. (2004). *Parto Prematuro*. Editorial Médica Panamericana. Buenos Aires.
- Secção de Neonatologia da Sociedade Portuguesa de Pediatria. (2004). *Consensos Nacionais em Neonatologia*. Angelini Farmacêutica. Coimbra.
- Siegel, S. e Castellan, N. (1988). *Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences*, Nova Iorque. McGraw Hill.
- Simões, A., Nunes, A., Melo, F., Santos, C., Bispo, M. e Palminha, J. (2002). Avaliação da Sobrevivência e de Desenvolvimento Psicomotor em Ex-Recém-Nascidos de Muito Baixo Peso com Idade Igual ou Superior a 3 Anos (Evolução ao longo de Onze Anos). *Acta Pediátrica Portuguesa*. **33**(6): 403-11.
- Sociedade Portuguesa de Pneumologia. Acedido a 30 de Setembro de 2005
Tabagismo - dados epidemiológicos. Disponível em URL:
<http://www.sppneumologia.pt/docspdfs/epitabaco.pdf>.
- Strathearn, L., Gray, P., O'Callaghan, M. e Wood, D. (2001). Childhood Neglect and Cognitive Development in Extremely Low Birth Weight Infants: A Prospective Study. *Pediatrics* **108**(1): 142-151.

- Sturner, R., Horton, M. e Funk, S. (1999) Adaptions of the Denver Developmental Screening Test: A study of preschool screening. *Pediatrics*. **69(3)**: 1982-25. Poverty.
- Tabachnick, B.G. e Fidell, L.S. (2001). *Using Multivariate Statistics*. (4th edition). Needham Heights: Allyn & Bacon.
- Thompson, J., Cártier, R., Edwards, A., Roth, J., Ariet, M., Ross, N. e Resnick, M. (2003). A Population-based Study of the Effects of Birth Weight on Early Developmental Delay or Disability in Children. *American Journal of Perinatology*. **20(6)**: 321-32.
- Wooldridge, J.M. (2003). *Introductory Econometrics. A modern approach*. (2nd edition). Thompson, South-Western.
- York, J. e DeVoe, M. (2002). Health issues in survivors of prematurity. *Southern Medical Journal*. **95**: 969-976.
- Zeitlin J., Saurel-Cubizoles M.J., De Mouzon J., Rivers L., Ancel P.Y., Blondel B., et al. (2002). Fetal sex and preterm birth: are males at greater risk? *Human Reproduction*. **17**: 2762-8.

Anexo A – Distribuição logística ou normal?

No trabalho realizado, assumimos que os erros do modelo seguissem uma distribuição logística, contudo, poderíamos ter assumido que os erros seguissem uma distribuição normal.

Quando os erros são normais resulta num modelo probit.

Quando ε , termo residual, segue uma distribuição normal com $E(\varepsilon|\mathbf{x}) = 0$ e

$\text{Var}(\varepsilon|\mathbf{x}) = 1$, a função densidade vem:

$$(A.1.) \quad \phi(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{\varepsilon^2}{2}\right)}$$

E a respectiva função de distribuição, vem:

$$(A.2.) \quad \Phi(\varepsilon) = \int_{-\infty}^{\varepsilon} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{t^2}{2}\right)} dt$$

Ao comparar a distribuição logística com a distribuição normal, verificamos que a função densidade logística é mais elevada que a da normal, esta apresenta uma curva mais achatada. As funções densidade de probabilidade e função de distribuição estão desenhadas na Figura A.1. e Figura A.2. respectivamente.

Gráfico das funções densidade de probabilidade

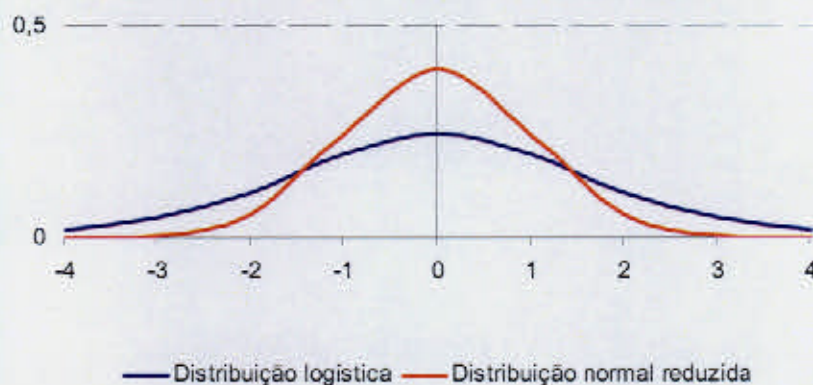


Figura A.1. Gráfico das funções densidade de probabilidade logística e normal reduzida.

A escolha de $\Phi(\cdot)$ ou $\Lambda(\cdot)$ produz valores entre 0 e 1. As funções $\Phi(\cdot)$ ou $\Lambda(\cdot)$ são ambas crescentes.

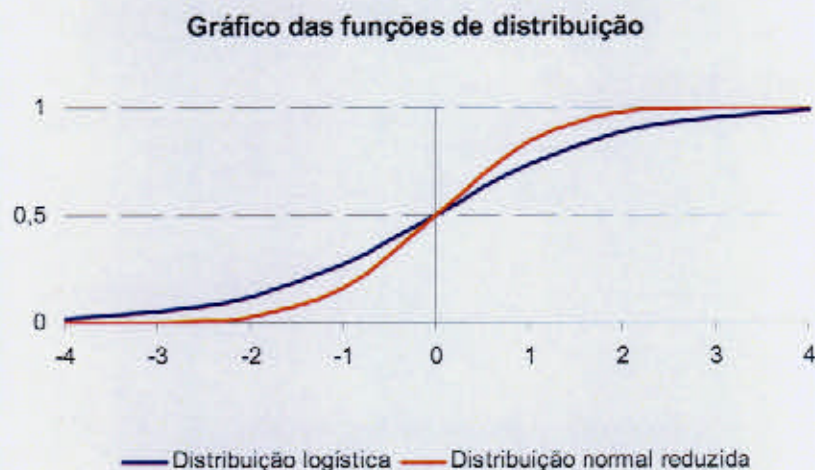


Figura A.2. Gráfico das funções de distribuição logística e normal reduzida.

Através da Figura A.2 verifica-se que ambas as funções seguem uma curva sigmóide. A curva é simétrica em torno do ponto central. Deste modo, obtemos a mesma curva se se inverter a direcção do eixo dos x 's e se se virar o diagrama ao contrário.

Deste modo, verificámos que:

$$(A.3.) \text{ Prob}(y = 1|\mathbf{x}) = F(\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x})$$

Onde $F(\cdot)$ pode ser a função distribuição logística ou normal.

Uma questão que se põe é qual das duas distribuições escolher. A distribuição logística é similar à normal excepto nas caudas, que são consideravelmente mais pesadas.

A distribuição logística tende a dar maiores probabilidades – para $y = 1$ quando $\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$ é extremamente pequeno e pequenas probabilidades para $y = 0$ quando $\boldsymbol{\beta}'\mathbf{x}$ é muito grande – do que a distribuição normal. Devemos esperar previsões diferentes para os dois modelos, principalmente se a nossa amostra tiver poucos sucessos ($y = 1$) ou poucos insucessos ($y = 0$). Existem razões que favorecem um ou outro modelo por

conveniências matemáticas. Mas é difícil justificar a escolha de uma distribuição ou de outra através de conhecimentos teóricos (Greene, 2000).

Amemyia (1985) através de diversos estudos, concluiu que a resolução desta questão é impossível e que, em muitas aplicações, não existem diferenças entre os modelos.

Deste modo, a escolha entre o modelo logit ou probit binário é, na sua maior parte, feita por conveniência. Esta escolha depende do modelo mais utilizado na área de estudo.

Como a nossa área de interesse são as ciências biomédicas, ao longo do trabalho, estudámos exhaustivamente o modelo logit.

Anexo B – Resultados dos modelos para os 3 anos

1. Modelo Geral

Estimativas dos parâmetros para o modelo geral:

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	1,1019	0,5758	1	3,6621	0,0557
EM 9-12	0,6991	0,3045	1	5,2710	0,0217
EM<9	1,0204	0,3343	1	9,3175	0,0023
IM≤19	0,2125	0,4028	1	0,2781	0,5979
IM 25-29	-0,1357	0,2664	1	0,2594	0,6105
IM ≥ 30	-0,0887	0,2445	1	0,1316	0,7167
Masculino	0,3962	0,199	1	3,9630	0,0465
Não vigiada	0,2012	0,4143	1	0,2358	0,6273
Não caucasiano	0,2373	0,2949	1	0,6474	0,421
Outra pes. resp. bebê	-0,1452	0,3905	1	0,1382	0,71
P<1000g	0,4173	0,2062	1	4,0978	0,0429
Sim PS	0,1408	0,3147	1	0,2002	0,6545

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM >12	0,114
EM 9-12 → EM>12	0,087
EM <9 → EM 9-12	0,027
IM≤19 → IM 20-24	-0,018
IM 25-30 → IM 20-24	-0,013
IM≥30 → IM 20-24	-0,008
IM≤19 → IM 25-30	0,030
IM≤19 → IM ≥30	0,026
IM 25-30 → IM ≥30	-0,005
Masculino → Feminino	0,037
Não vigiada → Vigiada	0,018
Não Caucasiano → Caucasiano	0,021
Outros → MP	-0,014
P <1000 → P ≥1000	0,037
Sim PS → Não PS	0,013

OR's e respectivo IC 95% para o modelo geral

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	4,048	1,227	13,352
EM<9	7,697	2,076	28,536
IM ≤ 19	1,529	0,315	7,419
IM 25-29	0,762	0,268	2,166
IM ≥ 30	0,837	0,321	2,184
Masculino	2,209	1,012	4,820
Não vigiada	1,495	0,295	7,587
Não caucasiano	1,607	0,506	5,108
Outra pes. resp. bebé	0,748	0,162	3,457
P<1000g	2,304	1,027	5,170
Sim PS	1,325	0,386	4,550

Probabilidades previstas para o modelo geral

	y=1	y=0
Máximo	0,934	0,893
Mínimo	0,107	0,066
Média	0,547	0,453
Intervalo	0,827	0,827

Testes de significância para o modelo geral

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	24,3502	11	0,0113
Wald	22,5512	11	0,0204
Score	19,3908	11	0,0544

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
203,495	239,462

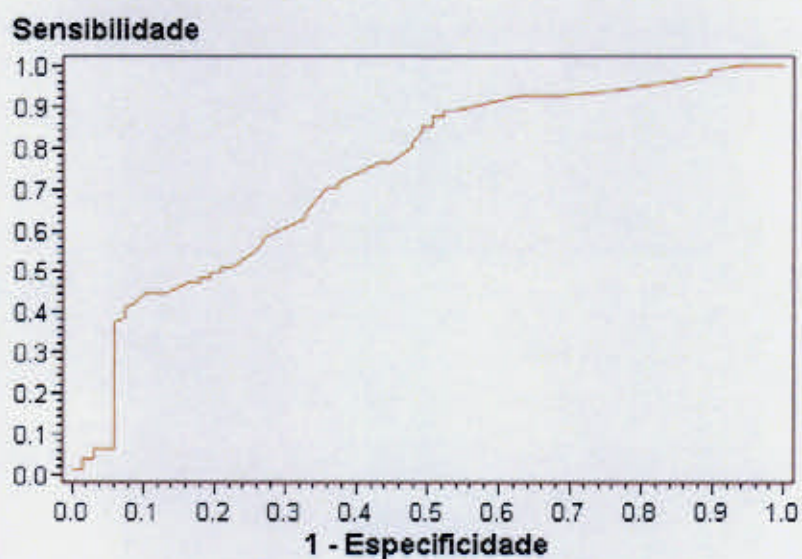
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_j	Esperados e_j	Observados o_j	Esperados e_j	
1	4	3,47	13	13,53	17
2	2	4,91	12	9,09	14
3	6	5,99	9	9,01	15
4	11	9,54	8	9,46	19
5	9	7,58	5	6,42	14
6	9	8,69	6	6,31	15
7	7	10,73	9	5,27	16
8	14	11,01	1	3,99	15
9	14	11,99	1	3,01	15
10	5	7,11	3	0,89	8

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral – neste caso, este teste evidencia um “mau” ajustamento.

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
18,0807	8	0,0206

Área da curva ROC = 0,737 – discriminação razoável.



2a). Modelo de Escala A – com as variáveis gravidez não vigiada e problema social

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala A (locomotora)

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,528	0,3391	1	2,4245	0,1194
EM 9-12	0,3724	0,2654	1	1,9692	0,1605
EM<9	0,5808	0,2929	1	3,9306	0,0474
Sim PS	0,5026	0,2633	1	3,6433	0,0563
P < 1000g	0,1123	0,1927	1	0,3396	0,56
Não vigiada	0,6302	0,3745	1	2,8310	0,0925

Mudanças discretas para o modelo de escala A (locomotora)

Variável	y=1
EM <9 → EM >12	0,070
EM 9-12 → EM>12	0,048
EM <9 → EM 9-12	0,022
Sim PS → Não PS	0,062
P <1000 → P >1000	0,012
Não vigiada → Vigiada	0,084

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala A (locomotora)

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	2,106	0,744	5,960
EM<9	3,195	1,013	10,074
Não vigiada	3,527	0,812	15,308
P<1000	1,252	0,588	2,664
Sim PS	2,732	0,973	7,669

Probabilidades previstas para o modelo de escala A (locomotora)

	y=1	y=0
Máximo	0,879	0,716
Mínimo	0,284	0,121
Média	0,524	0,476
Intervalo	0,595	0,595

Testes de significância para o modelo de escala A (locomotora) – estes testes não são significativos para um nível de 5%.

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	9,1074	5	0,1049
Wald	8,8358	5	0,1158
Score	8,3435	5	0,1383

Critérios de selecção do modelo de escala A (locomotora)

AIC	SC
203,567	221,428

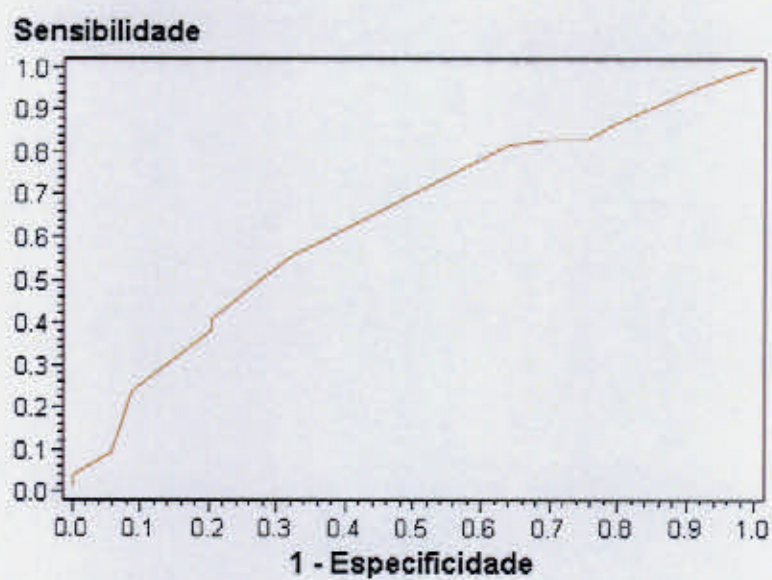
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A (locomotora)

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados O_j	Esperados e_j	Observados O_j	Esperados e_j	
1	3	2,27	5	5,73	8
2	7	5,43	9	10,57	16
3	4	5,97	11	9,03	15
4	20	21,84	22	20,16	42
5	11	10,93	8	8,07	19
6	13	12,98	8	8,02	21
7	11	8,75	2	4,25	13
8	7	7,83	4	3,17	11
9	3	2,27	5	5,73	8

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A (locomotora)

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
4,4926	6	0,613

Área da curva ROC = 0,641 – discriminação fraca.



2b). Modelo de Escala A – com todas as variáveis

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala A (escala locomotora)

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,6031	0,5277	1	1,3062	0,2531
EM 9-12	0,4966	0,2855	1	3,025	0,082
EM<9	0,7477	0,3188	1	5,5009	0,019
IM≤19	-0,3504	0,3714	1	0,8897	0,3455
IM 25-29	0,2015	0,2664	1	0,5722	0,4494
IM ≥ 30	-0,0654	0,2376	1	0,0758	0,783
Masculino	0,2101	0,1914	1	1,2044	0,2724
Não vigiada	0,5666	0,4067	1	1,9410	0,1636
Não caucasiano	0,0376	0,2667	1	0,0199	0,8878
Outra pes. resp. bebê	0,4399	0,4	1	1,2096	0,2714
P<1000g	0,1343	0,1965	1	0,4673	0,4942
Sim PS	-0,6683	0,3172	1	4,4376	0,0352

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM >12	0,141
EM 9-12 → EM>12	0,099
EM <9 → EM 9-12	0,042
IM ≤ 19 → IM 20-24	0,067
IM 25-30 → IM 20-24	0,033
IM ≥ 30 → IM 20-24	-0,012
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,100
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	-0,055
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,045
Masculino → Feminino	0,037
Não vigiada → Vigiada	0,087
Não Caucasiano → Caucasiano	0,007
Outros → MP	0,070
P <1000 → P >1000	0,023
Sim PS → Não PS	-0,129

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala A

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	2,700	0,882	8,267
EM<9	4,461	1,279	15,564
IM ≤ 19	0,496	0,116	2,128
IM 25-29	1,496	0,527	4,251
IM ≥ 30	0,877	0,346	2,227
Masculino	1,522	0,719	3,224
Não vigiada	3,105	0,631	15,291
Não caucasiano	1,078	0,379	3,068
Outra pes. resp. bebé	2,410	0,503	11,560
P<1000g	1,308	0,606	2,826
Sim PS	0,263	0,076	0,911

Probabilidades previstas para o modelo geral

	y=1	y=0
Máximo	0,870	0,844
Mínimo	0,156	0,130
Média	0,524	0,476
Intervalo	0,714	0,714

Testes de significância para o modelo de escala A (locomotora) – estes testes também não são significativos para um nível de 5%.

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	14,6343	11	0,1999
Wald	13,9237	11	0,2372
Score	12,5443	11	0,3241

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
210,040	245,761

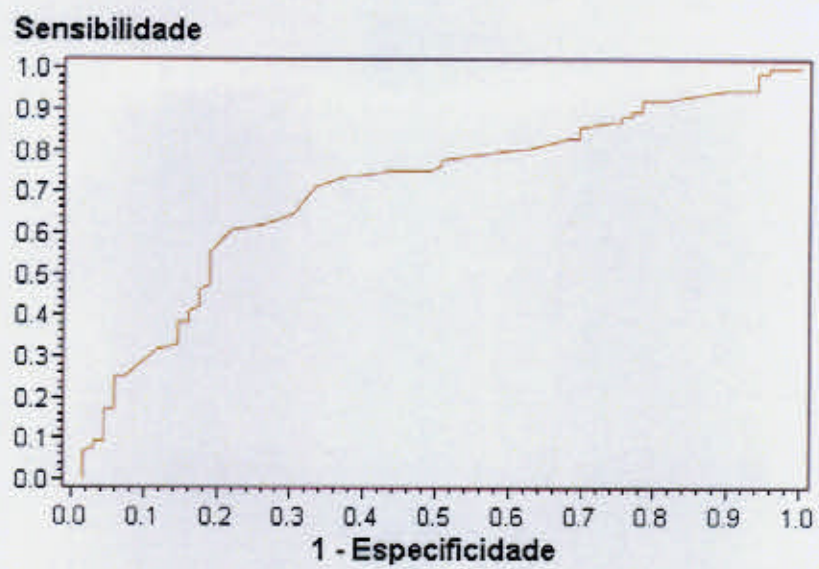
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A (locomotora)

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_j	Esperados e_j	Observados o_j	Esperados e_j	
1	6	4,79	13	14,21	19
2	7	5,75	8	9,25	15
3	4	7,60	13	9,40	17
4	5	8,51	12	8,49	17
5	8	8,76	8	7,24	16
6	14	9,89	3	7,11	17
7	8	7,63	4	4,37	12
8	11	10,06	4	4,94	15
9	13	13,02	4	3,98	17

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
11,3769	7	0,1230

Área da curva ROC = 0,701 – discriminação razoável.



3. Modelo de Escala B

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala B (pessoal-social)

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,0172	0,5233	1	0,0011	0,9738
EM 9-12	0,3675	0,3048	1	1,4531	0,228
EM <9	0,5795	0,3289	1	3,1041	0,0781
IM ≤ 19	-0,3509	0,3772	1	0,8655	0,3522
IM 25-29	-0,2265	0,2731	1	0,6878	0,4069
IM ≥ 30	0,1229	0,2432	1	0,2554	0,6133
Masculino	0,269	0,1924	1	1,9548	0,1621
Não vigiada	0,1708	0,3701	1	0,2130	0,6445
Não caucasiano	0,2722	0,3812	1	0,5098	0,4752
Outra pes. resp. bebê	0,2232	0,2769	1	0,6498	0,4202
P < 1000g	0,4338	0,1986	1	4,7697	0,029
Sim PS	0,306	0,299	1	1,0478	0,306

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM < 9 → EM > 12	0,129
EM 9-12 → EM > 12	0,085
EM < 9 → EM 9-12	0,044
IM ≤ 19 → IM 20-24	0,079
IM 25-30 → IM 20-24	-0,050
IM ≥ 30 → IM 20-24	0,026
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,029
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	-0,105
IM 25-30 → IM ≥ 30	-0,076
Masculino → Feminino	0,058
Não vigiada → Vigiada	0,036
Não Caucasiano → Caucasiano	0,057
Outros → MP	0,047
P < 1000 → P ≥ 1000	0,090
Sim PS → Não PS	0,064

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala B

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	2,085	0,631	6,888
EM<9	3,186	0,878	11,567
IM ≤19	0,496	0,113	2,174
IM 25-29	0,636	0,218	1,854
IM ≥ 30	1,279	0,493	3,318
Masculino	1,713	0,806	3,641
Não vigiada	1,407	0,330	6,002
Não caucasiano	1,723	0,387	7,680
Outra pes. resp. bebé	1,563	0,528	4,627
P<1000g	2,381	1,093	5,187
Sim PS	1,844	0,571	5,953

Probabilidades previstas para o modelo de escala B

	y=1	y=0
Máximo	0,860	0,906
Mínimo	0,094	0,140
Média	0,412	0,588
Intervalo	0,766	0,766

Testes de significância para o modelo de escala B

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	18,7202	11	0,0663
Wald	17,9137	11	0,0836
Score	15,8238	11	0,1478

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
205,860	241,827

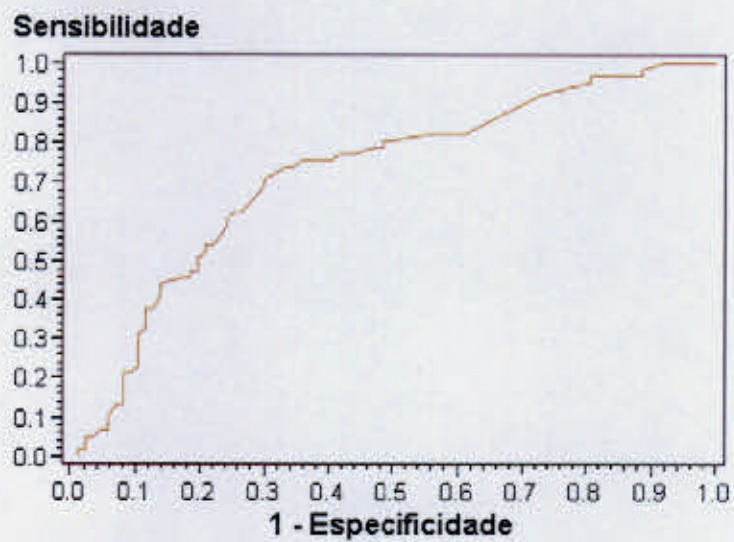
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_j	Esperados e_j	Observados o_j	Esperados e_j	
1	2	2,82	14	13,18	16
2	3	3,29	10	9,71	13
3	6	4,28	10	11,72	16
4	2	4,24	12	9,76	14
5	3	5,43	12	9,57	15
6	8	6,72	8	9,28	16
7	9	6,99	6	8,01	15
8	9	8,01	6	6,99	15
9	13	10,72	4	6,28	17
10	6	8,51	5	2,49	11

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
11,0148	8	0,2009

Área da curva ROC = 0,721 – discriminação razoável.



4. Modelo de Escala C (audição e linguagem)

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala C (audição e linguagem)

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,4556	0,5482	1	0,691	0,4058
EM 9-12	0,6442	0,3222	1	3,9969	0,0456
EM<9	1,0103	0,3498	1	8,3442	0,0039
IM≤19	-0,379	0,3877	1	0,9558	0,3282
IM 25-29	0,032	0,269	1	0,0142	0,9053
IM ≥ 30	0,0257	0,2455	1	0,011	0,9166
Masculino	0,4632	0,1977	1	5,4885	0,0191
Não vigiada	0,2439	0,3818	1	0,4081	0,5229
Não caucasiano	0,8221	0,4308	1	3,6426	0,0563
Outra pes. resp. bebê	0,0302	0,2841	1	0,0113	0,9153
P<1000g	0,2074	0,1998	1	1,0767	0,2994
Sim PS	0,2148	0,2993	1	0,5151	0,4729

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,159
EM 9-12 → EM > 12	0,113
EM <9 → EM 9-12	0,047
IM≤19 → IM 20-24	0,059
IM 25-30 → IM 20-24	0,004
IM ≥ 30 → IM 20-24	0,004
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,064
IM ≤19 → IM ≥ 30	-0,063
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,001
Masculino → Feminino	0,065
Não vigiada → Vigiada	0,032
Não Caucasiano → Caucasiano	0,094
Outros → MP	0,004
P <1000 → P ≥1000	0,028
Sim PS → Não PS	0,029

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala C

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	3,627	1,026	12,825
EM<9	7,543	1,915	29,715
IM ≤19	0,469	0,103	2,142
IM 25-29	1,066	0,371	3,060
IM ≥ 30	1,053	0,402	2,756
Masculino	2,525	1,163	5,482
Não vigiada	1,629	0,365	7,275
Não caucasiano	5,177	0,957	28,019
Outra pes. resp. bebé	1,062	0,349	3,235
P<1000g	1,514	0,692	3,314
Sim PS	1,537	0,475	4,968

Probabilidades previstas para o modelo de escala C

	y=1	y=0
Máximo	0,941	0,909
Mínimo	0,091	0,059
Média	0,439	0,561
Intervalo	0,850	0,850

Testes de significância para o modelo de escala C

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	24,5745	11	0,0105
Wald	22,7073	11	0,0194
Score	18,9623	11	0,0618

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
202,402	238,369

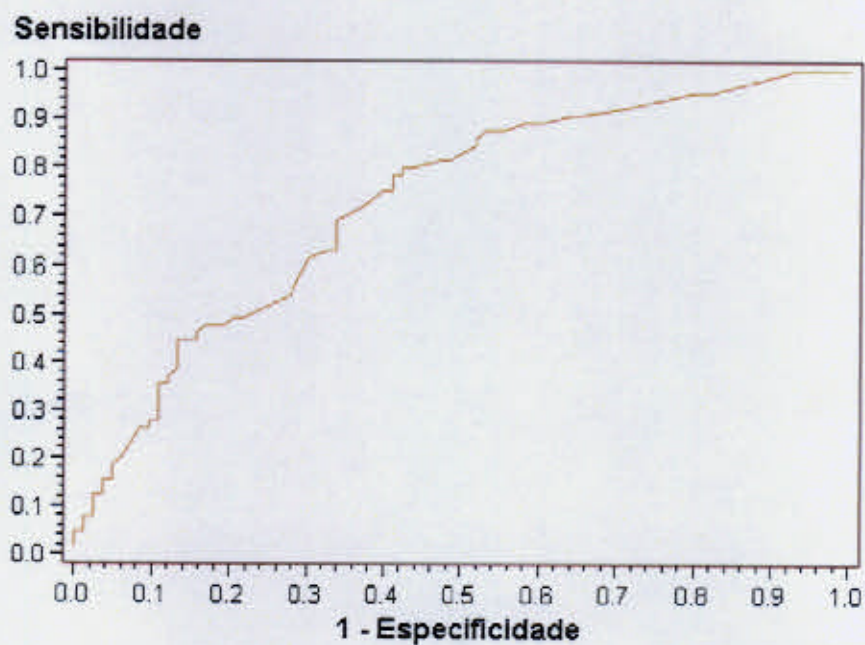
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	o_i	e_i	o_i	e_i	
1	2	2,23	12	11,77	14
2	3	3,57	12	11,43	15
3	3	4,28	13	11,72	16
4	5	5,00	10	10,00	15
5	7	6,03	8	8,97	15
6	10	6,89	5	8,11	15
7	5	7,46	10	7,54	15
8	11	8,73	4	6,27	15
9	9	9,91	6	5,09	15
10	10	10,90	3	2,10	13

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
7,2617	8	0,5087

Área da curva ROC = 0,729 – discriminação razoável.



Anexo C – Resultados dos modelos para os 5 anos (variáveis mais significativas)

Nesta fase apresentamos os modelos apenas com as variáveis mais significativas.

1a). Modelo Geral – não caucasiano

Estimativas dos parâmetros para o modelo geral

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	1,4481	0,3553	1	16,613	<,0001
Não caucasiano	0,6322	0,3086	1	4,196	0,0405
EM 9-12	0,3899	0,2691	1	2,099	0,1474
EM<9	0,8336	0,2891	1	8,316	0,0039
P<1000	0,5555	0,2253	1	6,080	0,0137

Mudanças discretas

Variáveis	y=1
EM <9 → EM >12	0,064
EM 9-12 → EM>12	0,036
EM <9 → EM 9-12	0,029
P <1000 → P >1000	0,049
Não caucasiano → Caucasiano	0,041

OR's e respectivo IC 95% para o modelo geral

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
Não caucasiano	3,541	1,056	11,871
EM 9-12	2,181	0,760	6,264
EM<9	5,298	1,706	16,452
P<1000	3,038	1,256	7,347

Probabilidades previstas para o modelo geral

	y=1	y=0
Máximo	0,956	0,724
Mínimo	0,276	0,044
Média	0,614	0,386
Intervalo	0,680	0,680

Testes de significância para o modelo geral

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	23,4599	4	0,0001
Wald	21,2214	4	0,0003
Score	18,3033	4	0,0011

CrITÉrios de selecção do modelo

AIC	SC
173,242	187,950

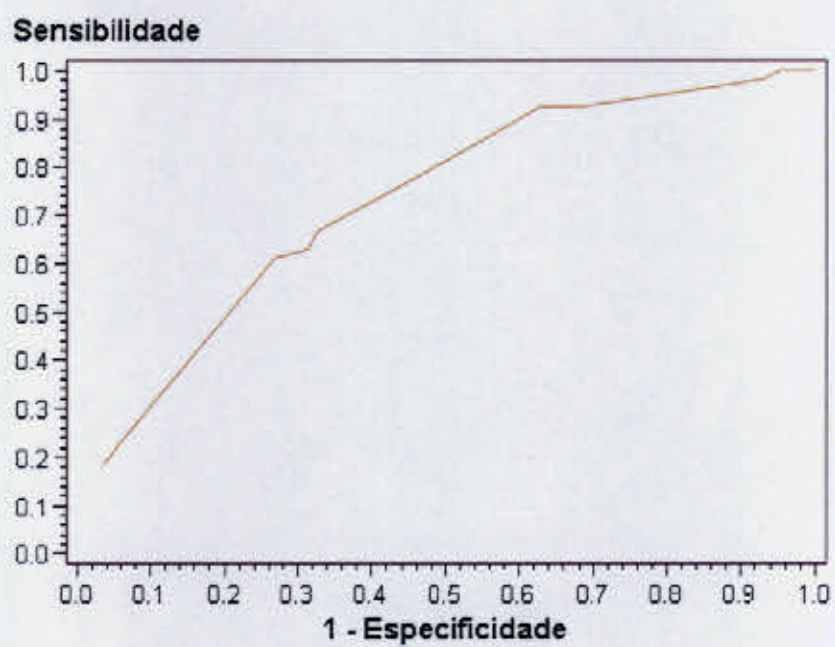
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	o_j	e_j	o_i	e_j	
1	3	3,59	10	9,41	13
2	20	19,54	23	23,46	43
3	5	4,41	3	3,59	8
4	17	17,40	9	8,60	26
5	9	10,03	5	3,97	14
6	19	17,49	2	3,51	21
7	13	13,54	2	1,46	15

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
1,7345	5	0,8845

Área da curva ROC = 0,729 – discriminação razoável



1b). Modelo Geral – com problemas sociais

Estimativas dos parâmetros para o modelo geral

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	1,4897	0,3314	1	20,203	<,0001
EM 9-12	0,2513	0,2702	1	0,865	0,3523
EM<9	0,5701	0,3001	1	3,608	0,0575
P<1000	0,6543	0,2265	1	8,349	0,0039
Sim PS	0,832	0,304	1	7,489	0,0062

Mudanças discretas

Variáveis	y=1
EM <9 → EM >12	0,053
EM 9-12 → EM>12	0,026
EM <9 → EM 9-12	0,027
P <1000 → P >1000	0,053
Sim PS → Não PS	0,062

OR's e respectivo IC 95% para o modelo geral

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	1,653	0,573	4,767
EM<9	3,127	0,964	10,142
P<1000	3,701	1,523	8,993
Sim PS	5,281	1,604	17,389

Probabilidades previstas para o modelo geral

	y=1	y=0
Máximo	0,964	0,694
Mínimo	0,306	0,036
Média	0,614	0,386
Intervalo	0,658	0,658

Testes de significância para o modelo geral

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	27,6372	4	<,0001
Wald	24,5913	4	<,0001
Score	21,1916	4	0,0003

CrITÉRIOS de selecção do modelo – como neste modelo os valores do AIC e SC são inferiores ao do modelo anterior (modelo geral 5 anos com a variável não caucasianos), este modelo é preferível.

AIC	SC
169,065	183,773

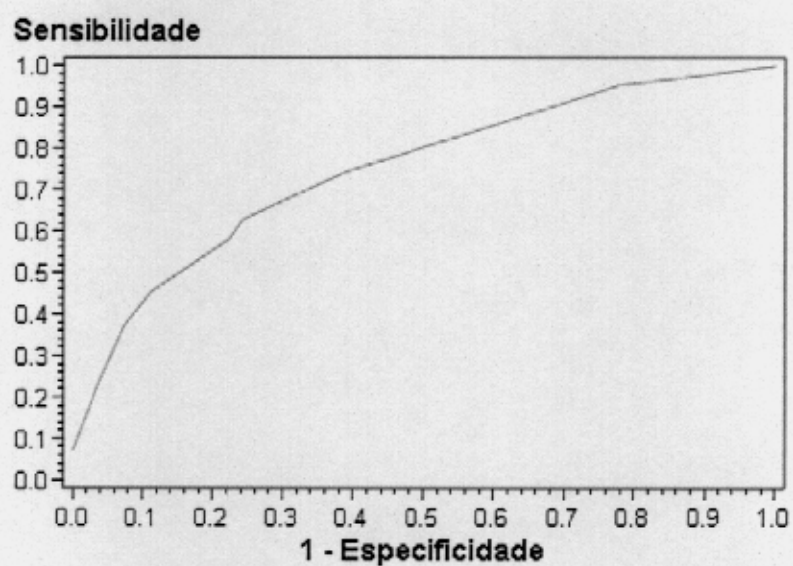
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	o_i	e_i	o_i	e_i	
1	4	4,90	12	11,10	16
2	18	16,45	21	22,55	39
3	10	10,44	8	7,56	18
4	15	15,51	7	6,49	22
5	7	7,15	2	1,85	9
6	12	11,71	2	2,29	14
7	20	19,85	2	2,15	22

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
0,6597	5	0,9851

Área da curva ROC = 0,75 – discriminação razoável. Voltamos a verificar que este modelo é preferível ao anterior, visto que a área da curva ROC é superior neste caso.



2. Modelo Escala A

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala A

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	-0,0552	0,2378	1	0,054	0,8163
EM 9-12	0,7372	0,3396	1	4,7115	0,0300
EM<9	1,2390	0,3624	1	11,6909	0,0006
Sim PS	-0,3982	0,2388	1	2,7797	0,0955
P<1000	0,1809	0,2019	1	0,8035	0,3700

Mudanças discretas

Variáveis	y=1
EM <9 → EM >12	0,282
EM 9-12 → EM>12	0,179
EM <9 → EM 9-12	0,103
P <1000 → P >1000	0,027
Sim PS → Não PS	-0,090

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala A

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
Sim PS	0,451	0,177	1,150
EM 9-12	4,368	1,154	16,537
EM<9	11,916	2,879	49,319
P<1000	1,436	0,651	3,168

Probabilidades previstas para o modelo de escala A

	y=1	y=0
Máximo	0,736	0,860
Mínimo	0,140	0,264
Média	0,453	0,547
Intervalo	0,596	0,596

Testes de significância para o modelo de escala A

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	18,5412	4	0,0010
Wald	17,3444	4	0,0017
Score	15,1017	4	0,0045

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
182,936	197,608

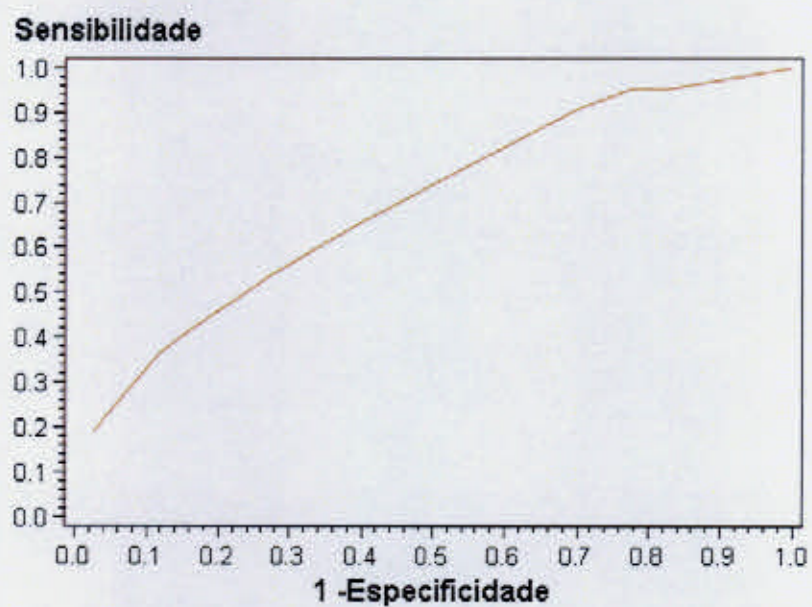
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	3	2,24	13	13,76	16
2	3	2,95	10	10,05	13
3	16	16,22	23	22,78	39
4	7	7,47	9	8,53	16
5	8	8,59	9	8,41	17
6	3	3,34	3	2,66	6
7	11	11,88	7	6,12	18
8	12	10,31	2	3,69	14

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
1,7708	6	0,9395

Área da curva ROC = 0,696 – discriminação razoável.



3. Modelo Escala B

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala B

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,7918	0,2300	1	11,8484	0,0006
EM 9-12	0,0818	0,2631	1	0,0966	0,7559
EM<9	0,5832	0,2876	1	4,1117	0,0426
Masculino	0,3610	0,1917	1	3,5458	0,0597
P<1000	0,4087	0,2105	1	3,7702	0,0522

Mudanças discretas

Variáveis	y=1
EM <9 → EM >12	0,093
EM 9-12 → EM>12	0,015
EM <9 → EM 9-12	0,078
P <1000 → P >1000	0,063
Masculino → Feminino	0,059

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala B

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	1,178	0,420	3,303
EM<9	3,210	1,040	9,913
Masculino	2,058	0,971	4,364
P<1000	2,265	0,992	5,168

Probabilidades previstas para o modelo de escala B

	y=1	y=0
Máximo	0,887	0,655
Mínimo	0,345	0,113
Média	0,607	0,393
Intervalo	0,543	0,543

Testes de significância para o modelo de escala B

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	13,8614	4	0,0078
Wald	13,1526	4	0,0106
Score	12,1500	4	0,0163

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
183,741	198,449

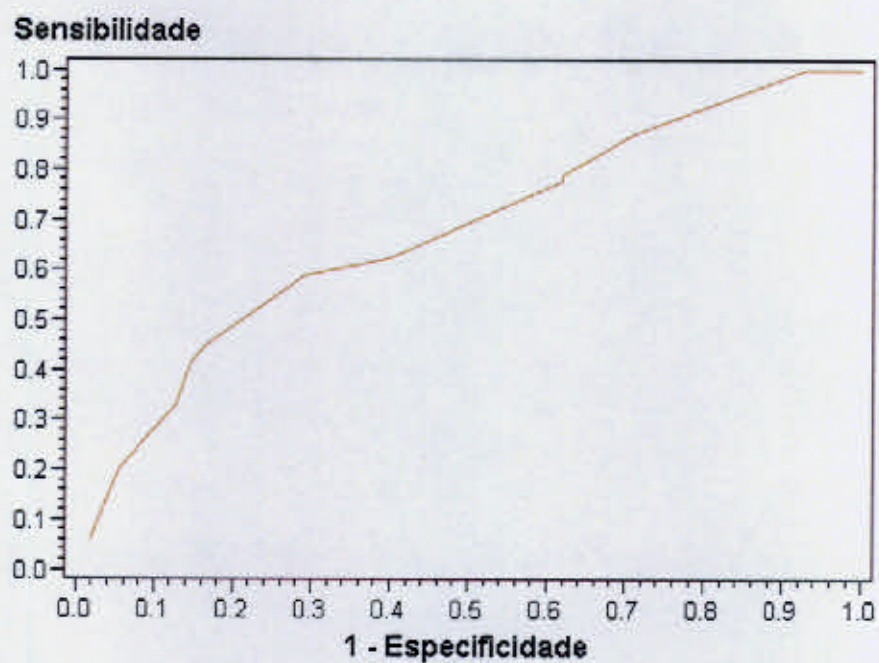
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	0	1,38	4	2,62	4
2	11	8,80	12	14,20	23
3	8	6,78	5	6,22	13
4	13	14,01	12	10,99	25
5	3	5,25	6	3,75	9
6	12	11,93	7	7,07	19
7	10	8,78	2	3,22	12
8	11	11,65	4	3,35	15
9	17	16,42	3	3,58	20

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
6,8496	7	0,4447

Área da curva ROC = 0,676 – discriminação fraca.



4. Modelo Escala C

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala C

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,1622	0,3096	1	0,2745	0,6003
EM 9-12	0,2548	0,3117	1	0,668	0,4137
EM<9	0,6236	0,32	1	3,7978	0,0513
P<1000	0,2283	0,201	1	1,2902	0,256
Não vigiada	0,6229	0,3014	1	4,2711	0,0388

Mudanças discretas

Variáveis	y=1
EM <9 → EM >12	0,141
EM 9-12 → EM >12	0,061
EM <9 → EM 9-12	0,080
P <1000 → P >1000	0,050
Não vigiada → Vigiada	0,127

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala C

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	1,665	0,490	5,650
EM<9	3,481	0,993	12,203
Não vigiada	3,476	1,066	11,328
P<1000	1,579	0,718	3,471

Probabilidades previstas para o modelo de escala C

	y=1	y=0
Máximo	0,799	0,827
Mínimo	0,173	0,201
Média	0,374	0,626
Intervalo	0,627	0,627

Testes de significância para o modelo de escala C

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	16,3090	4	0,0026
Wald	16,1087	4	0,0029
Score	14,1673	4	0,0068

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
177,477	192,150

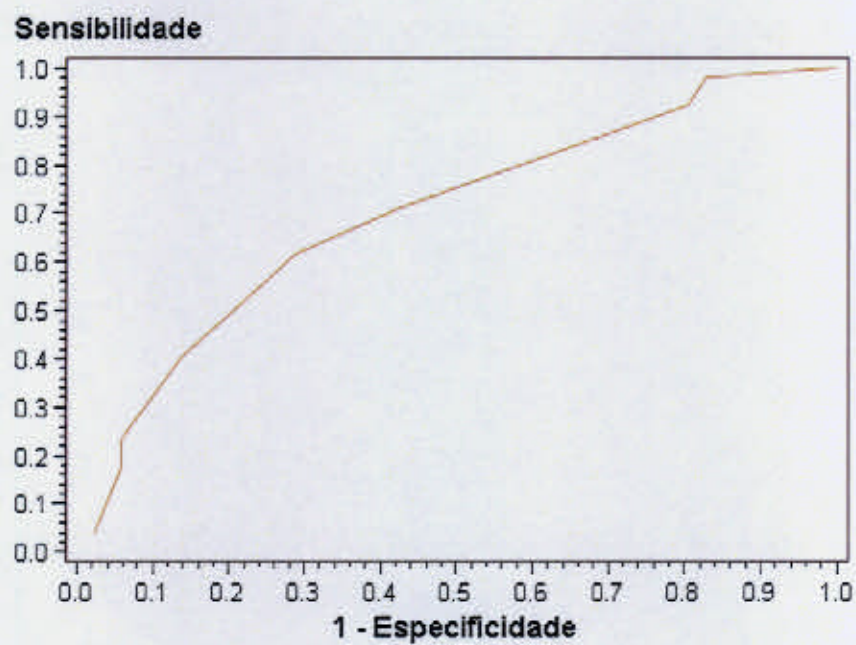
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados	Esperados	Observados	Esperados	
	o_i	e_i	o_i	e_i	
1	1	2,76	15	13,24	16
2	3	1,24	2	3,76	5
3	11	11,34	33	32,66	44
4	5	6,02	12	10,98	17
5	11	10,10	13	13,90	24
6	9	8,54	7	7,46	16
7	12	12,00	5	5,00	17

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
5,1604	5	0,3966

Área da curva ROC = 0,700 – discriminação razoável.



Anexo D – Resultados dos modelos para os 5 anos (todas as variáveis)

Nesta fase apresentamos os modelos com todas as variáveis.

1. Modelo Geral

Estimativas dos parâmetros para o modelo geral

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	2,2301	0,7402	1	9,0758	0,0026
EM 9-12	0,226	0,2919	1	0,5998	0,4387
EM<9	0,5318	0,3273	1	2,6402	0,1042
IM≤19	0,2732	0,47	1	0,3379	0,5611
IM 25-29	-0,0509	0,2996	1	0,0289	0,865
IM ≥ 30	-0,2957	0,273	1	1,17320	0,2787
Masculino	0,0368	0,2181	1	0,0285	0,866
Não vigiada	0,1664	0,523	1	0,1012	0,7504
Não caucasiano	0,5873	0,3327	1	3,1162	0,0775
Outra pes. resp. bebé	0,4074	0,5339	1	0,5821	0,4455
P<1000g	0,6536	0,2315	1	7,97010	0,0048
Sim PS	0,4035	0,4248	1	0,9023	0,3422

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,027
EM 9-12 → EM > 12	0,013
EM <9 → EM 9-12	0,014
IM ≤ 19 → IM 20-24	-0,011
IM 25-30 → IM 20-24	-0,002
IM ≥ 30 → IM 20-24	-0,015
IM ≤ 19 → IM 25-30	0,013
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	0,026
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,013
Masculino → Feminino	0,002
Não vigiada → Vigiada	0,008
Não Caucasiano → Caucasiano	0,024
Outros → MP	0,017
P <1000 → P ≥ 1000	0,029
Sim PS → Não PS	0,018

OR's e respectivo IC 95% para o modelo geral

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	1,572	0,501	4,934
EM <9	2,897	0,803	10,447
IM ≤ 19	1,727	0,274	10,899
IM 25-29	0,903	0,279	2,923
IM ≥ 30	0,554	0,190	1,614
Masculino	1,076	0,458	2,531
Não vigiada	1,395	0,180	10,835
Não caucasiano	3,237	0,878	11,927
Outra pes. resp. bebé	2,259	0,279	18,316
P <1000g	3,696	1,491	9,160
Sim PS	2,241	0,424	11,849

Probabilidades previstas para o modelo geral

	y=1	y=0
Máximo	0,995	0,773
Mínimo	0,227	0,005
Média	0,612	0,388
Intervalo	0,769	0,769

Testes de significância para o modelo geral

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verossimilhança	34,4453	11	0,0003
Wald	28,8209	11	0,0024
Score	23,3024	11	0,0160

CrITÉrios de selecção do modelo

AIC	SC
175,277	210,495

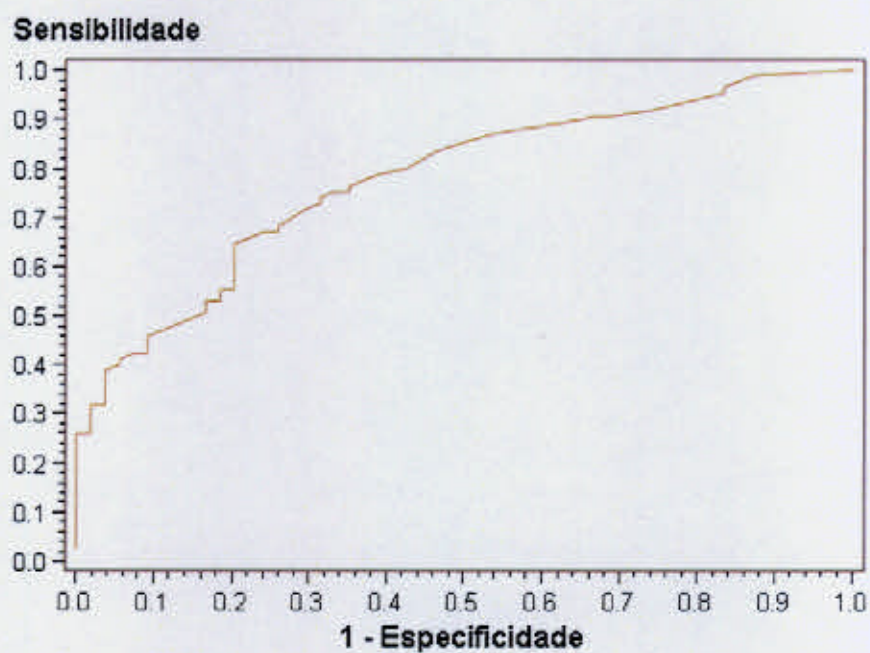
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados O_i	Esperados e_i	Observados O_i	Esperados e_i	
1	4	3,32	9	9,68	13
2	5	5,42	11	10,58	16
3	5	6,06	9	7,94	14
4	7	6,45	7	7,55	14
5	9	9,43	7	6,57	16
6	12	9,40	2	4,60	14
7	8	10,64	6	3,36	14
8	12	11,90	2	2,10	14
9	13	12,71	1	1,29	14
10	10	9,67	0	0,33	10

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo geral

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
6,0341	8	0,6434

Área da curva ROC = 0,779 – discriminação aceitável.



2. Modelo de Escala A

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala A

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	-0,3832	0,4775	1	0,6441	0,4222
EM 9-12	0,6141	0,3524	1	3,0367	0,0814
EM <9	1,1005	0,3772	1	8,5101	0,0035
IM ≤ 19	-0,242	0,3534	1	0,4688	0,4936
IM 25-29	-0,268	0,2774	1	0,9191	0,3377
IM ≥ 30	-0,2465	0,2512	1	0,9630	0,3264
Masculino	-0,1506	0,197	1	0,5845	0,4445
Não vigiada	0,2503	0,3836	1	0,4259	0,514
Não caucasiano	-0,1125	0,2649	1	0,1804	0,6711
Outra pes. resp. bebê	0,0274	0,3846	1	0,0051	0,9433
P < 1000g	0,1686	0,2059	1	0,6705	0,4129
Sim PS	-0,5038	0,3454	1	2,1275	0,1447

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,267
EM 9-12 → EM > 12	0,147
EM <9 → EM 9-12	0,120
IM ≤ 19 → IM 20-24	0,060
IM 25-30 → IM 20-24	-0,066
IM ≥ 30 → IM 20-24	-0,061
IM ≤ 19 → IM 25-30	0,006
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	0,001
IM 25-30 → IM ≥ 30	-0,005
Masculino → Feminino	-0,038
Não vigiada → Vigiada	0,062
Não Caucasiano → Caucasiano	-0,028
Outros → MP	0,007
P < 1000 → P ≥ 1000	0,042
Sim PS → Não PS	-0,125

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala A

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	3,415	0,858	13,591
EM<9	9,034	2,059	39,636
IM ≤19	0,616	0,154	2,463
IM 25-29	0,587	0,198	1,743
IM ≥ 30	0,611	0,228	1,635
Masculino	0,740	0,342	1,601
Não vigiada	1,650	0,367	7,420
Não caucasiano	0,799	0,283	2,256
Outra pes. resp. bebé	1,056	0,234	4,770
P<1000g	1,401	0,625	3,140
Sim PS	0,365	0,094	1,414

Probabilidades previstas para o modelo de escala A

	y=1	y=0
Máximo	0,820	0,865
Mínimo	0,135	0,180
Média	0,457	0,543
Intervalo	0,685	0,685

Testes de significância para o modelo de escala A

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	21,5978	11	0,0277
Wald	20,1923	11	0,0428
Score	17,5323	11	0,0931

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
192,666	227,793

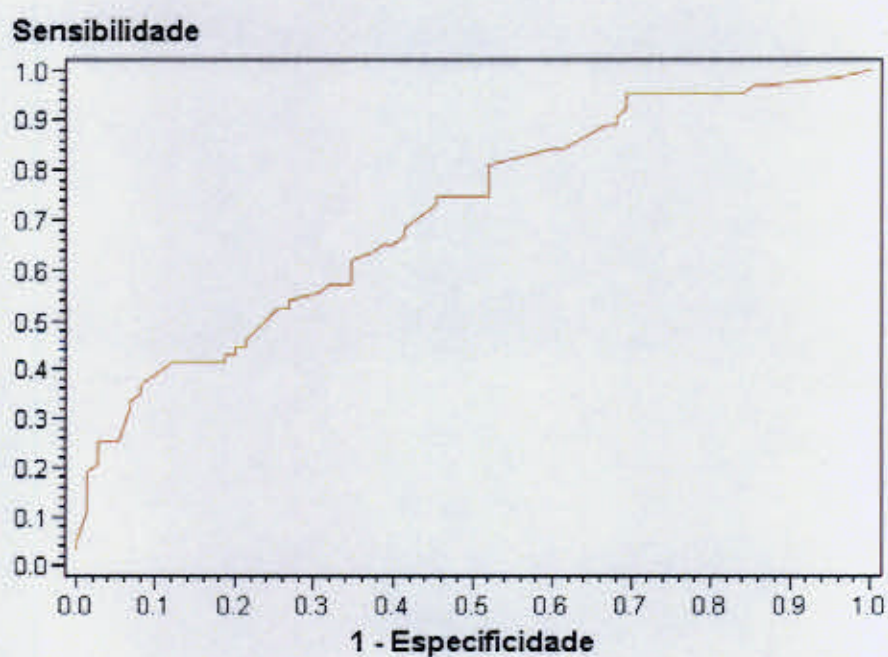
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	3	2,10	12	12,90	15
2	3	3,33	12	11,67	15
3	6	6,28	12	11,72	18
4	8	6,58	8	9,42	16
5	7	6,59	7	7,41	14
6	7	8,01	8	6,99	15
7	6	9,42	10	6,58	16
8	10	9,32	4	4,68	14
9	13	11,38	2	3,62	15

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
5,4717	7	0,6026

Área da curva ROC = 0,709 – discriminação aceitável.



3. Modelo de Escala B

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala B

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,7358	0,5527	1	1,7722	0,1831
EM 9-12	-0,00531	0,2779	1	0,0004	0,9848
EM <9	0,5286	0,3193	1	2,7416	0,0978
IM ≤ 19	-0,7194	0,3994	1	3,2436	0,0717
IM 25-29	-0,2934	0,293	1	1,0032	0,3165
IM ≥ 30	-0,4477	0,2694	1	2,7631	0,0965
Masculino	0,477	0,214	1	4,9707	0,0258
Não vigiada	0,6357	0,4487	1	2,0072	0,1566
Não caucasiano	0,3911	0,293	1	1,7821	0,1819
Outra pes. resp. bebê	0,0819	0,4421	1	0,0343	0,853
P < 1000g	0,4603	0,221	1	4,3390	0,0372
Sim PS	-0,1723	0,3711	1	0,2156	0,6424

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,096
EM 9-12 → EM > 12	-0,001
EM <9 → EM 9-12	0,097
IM ≤ 19 → IM 20-24	0,136
IM 25-30 → IM 20-24	-0,050
IM ≥ 30 → IM 20-24	-0,079
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,087
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	-0,057
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,029
Masculino → Feminino	0,089
Não vigiada → Vigiada	0,105
Não Caucasiano → Caucasiano	0,068
Outros → MP	0,015
P < 1000 → P ≥ 1000	0,082
Sim PS → Não PS	-0,033

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala B

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	0,989	0,333	2,941
EM<9	2,879	0,823	10,062
IM ≤19	0,237	0,050	1,135
IM 25-29	0,556	0,176	1,753
IM ≥ 30	0,408	0,142	1,174
Masculino	2,596	1,122	6,006
Não vigiada	3,566	0,614	20,699
Não caucasiano	2,186	0,693	6,895
Outra pes. resp. bebé	1,178	0,208	6,666
P<1000g	2,511	1,056	5,971
Sim PS	0,708	0,165	3,034

Probabilidades previstas para o modelo de escala B

	y=1	y=0
Máximo	0,975	0,839
Mínimo	0,161	0,025
Média	0,604	0,396
Intervalo	0,814	0,814

Testes de significância para o modelo de escala B

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	22,4482	11	0,0211
Wald	20,1664	11	0,0431
Score	17,4021	11	0,0965

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
188,152	223,365

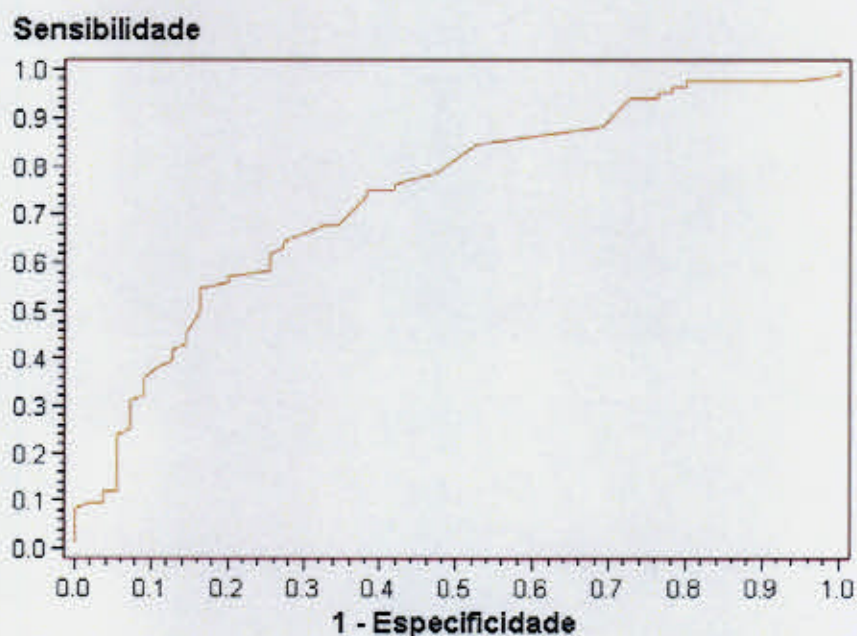
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	3	4,01	11	9,99	14
2	7	5,54	6	7,46	13
3	3	5,51	9	6,49	12
4	8	6,66	6	7,34	14
5	8	8,02	7	6,98	15
6	9	10,21	7	5,79	16
7	12	9,82	2	4,18	14
8	11	10,67	3	3,33	14
9	13	11,70	1	2,30	14
10	10	11,86	3	1,14	13

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
9,9361	8	0,2695

Área da curva ROC = 0,735 – discriminação aceitável



4. Modelo de Escala C

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala C

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,00667	0,5096	1	0,0002	0,9896
EM 9-12	0,2074	0,3353	1	0,3827	0,5362
EM<9	0,5609	0,3521	1	2,5372	0,1112
IM≤19	-0,2563	0,3664	1	0,4893	0,4843
IM 25-29	-0,00965	0,2803	1	0,0012	0,9725
IM ≥ 30	-0,4404	0,2654	1	2,7547	0,097
Masculino	0,0325	0,2057	1	0,0250	0,8744
Não vigiada	0,4699	0,3892	1	1,4573	0,2274
Não caucasiano	0,2583	0,2716	1	0,9042	0,3417
Outra pes. resp. bebê	-0,0702	0,3809	1	0,0340	0,8537
P<1000g	0,2719	0,2104	1	1,6702	0,1962
Sim PS	0,3025	0,3421	1	0,7822	0,3765

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,135
EM 9-12 → EM > 12	0,051
EM <9 → EM 9-12	0,084
IM≤19 → IM 20-24	0,061
IM 25-30 → IM 20-24	-0,002
IM ≥ 30 → IM 20-24	-0,106
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,059
IM ≤19 → IM ≥ 30	0,045
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,104
Masculino → Feminino	0,008
Não vigiada → Vigiada	0,109
Não Caucasiano → Caucasiano	0,061
Outros → MP	-0,017
P <1000 → P ≥1000	0,065
Sim PS → Não PS	0,072

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala C

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	1,514	0,407	5,636
EM<9	3,070	0,772	12,206
IM ≤19	0,599	0,142	2,519
IM 25-29	0,981	0,327	2,943
IM ≥ 30	0,414	0,146	1,173
Masculino	1,067	0,477	2,390
Não vigiada	2,559	0,557	11,770
Não caucasiano	1,676	0,578	4,861
Outra pes. resp. bebé	0,869	0,195	3,868
P<1000g	1,722	0,755	3,929
Sim PS	1,831	0,479	7,000

Probabilidades previstas para o modelo de escala C

	y=1	y=0
Máximo	0,857	0,894
Mínimo	0,106	0,143
Média	0,374	0,626
Intervalo	0,751	0,751

Testes de significância para o modelo de escala C

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	22,8559	11	0,0185
Wald	21,8930	11	0,0252
Score	18,3830	11	0,0731

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
184,931	220,144

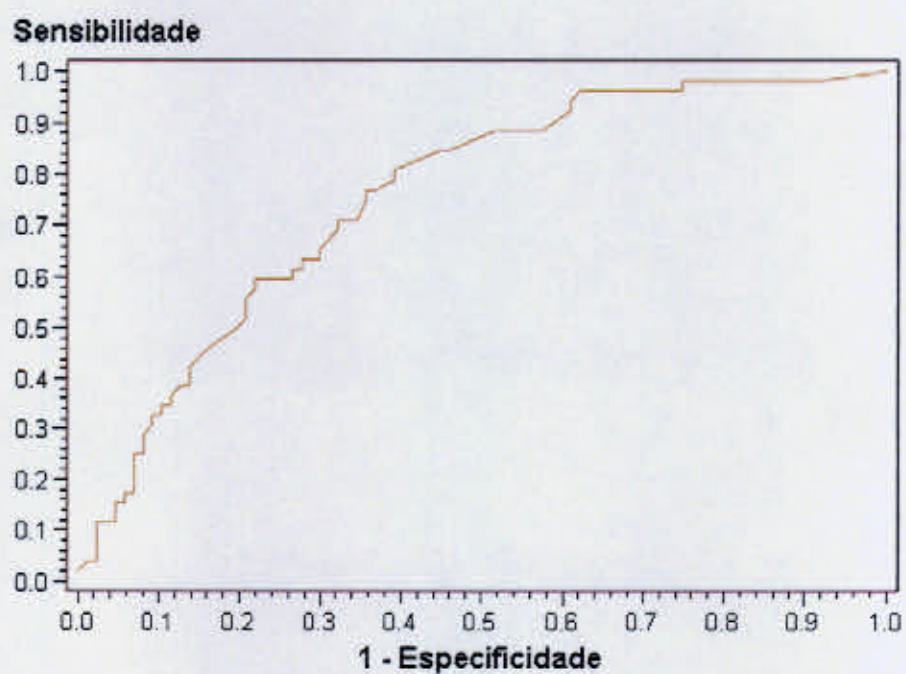
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	1	1,42	11	10,58	12
2	1	2,30	13	11,70	14
3	4	3,98	13	13,02	17
4	2	3,69	11	9,31	13
5	7	4,88	9	11,12	16
6	6	4,77	7	8,23	13
7	7	6,90	9	9,10	16
8	8	7,02	6	6,98	14
9	10	9,06	4	4,94	14
10	6	7,99	4	2,01	10

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
6,9587	8	0,5411

Área da curva ROC = 0,756 – discriminação aceitável.



Anexo E – Resultados dos modelos de comparação

Em seguida, apresentam-se os resultados dos modelos que serviram de comparação com os modelos de Hogan *et al.* (2000).

1. Modelo de Escala A

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala A

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,5604	0,4828	1	1,3473	0,2458
EM 9-12	0,3947	0,2775	1	2,0234	0,1549
EM<9	0,5643	0,297	1	3,6092	0,0575
IM≤19	-0,2854	0,3558	1	0,6436	0,4224
IM 25-29	0,3037	0,255	1	1,4183	0,2337
IM ≥ 30	0,00837	0,2253	1	0,0014	0,9704
Não vigiada	0,3978	0,3385	1	1,3806	0,24
P<1000g	0,1606	0,1909	1	0,7077	0,4002

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,105
EM 9-12 → EM > 12	0,077
EM <9 → EM 9-12	0,028
IM≤19 → IM 20-24	0,058
IM 25-30 → IM 20-24	0,050
IM ≥ 30 → IM 20-24	-0,001
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,109
IM ≤19 → IM ≥ 30	-0,057
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,052
Não vigiada → Vigiada	0,027
P <1000 → P ≥1000	0,069

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala A

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	2,202	0,742	6,534
EM<9	3,091	0,965	9,905
IM ≤19	1,836	0,676	4,988
IM 25-29	0,565	0,140	2,279
IM ≥ 30	1,017	0,420	2,459
Não vigiada	2,216	0,588	8,353
P<1000g	1,379	0,652	2,914

Probabilidades previstas para o modelo de escala A

	y=1	y=0
Máximo	0,825	0,724
Mínimo	0,276	0,175
Média	0,524	0,476
Intervalo	0,549	0,549

Testes de significância para o modelo de escala A – há que ter atenção, como foi referido no capítulo 5, este modelo não é estatisticamente significativo para um nível de 5%.

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	8,7279	7	0,2728
Wald	8,4578	7	0,2940
Score	7,9417	7	0,3378

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
207,947	231,761

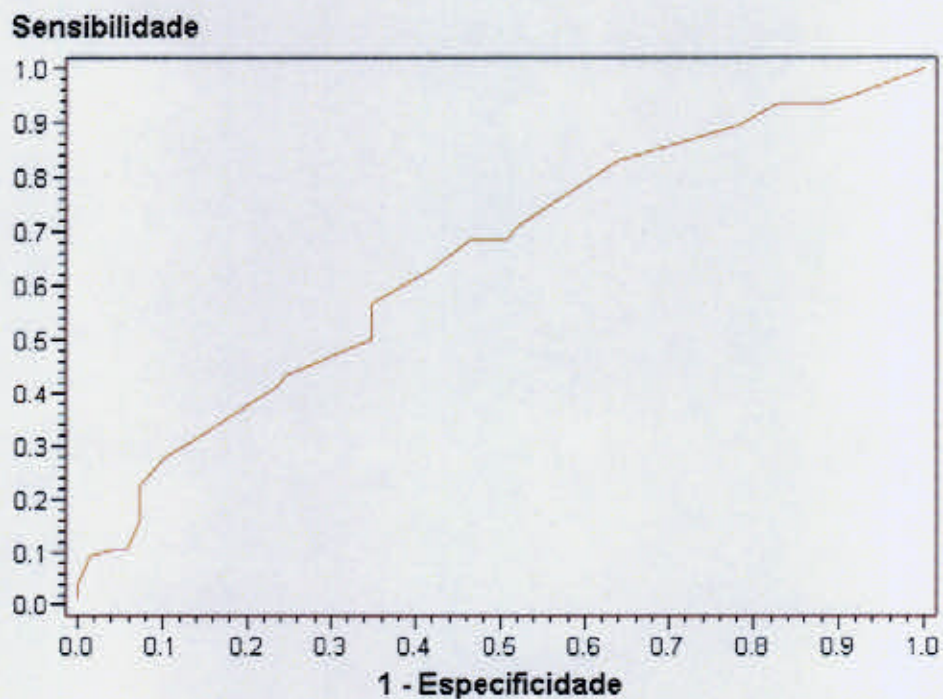
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	5	5.24	12	11.76	17
2	8	9.22	13	11.78	21
3	9	7.75	8	9.25	17
4	6	6.60	7	6.40	13
5	10	8.04	5	6.96	15
6	7	8.26	8	6.74	15
7	8	9.03	7	5.97	15
8	11	9.48	4	5.52	15
9	12	12.39	5	4.61	17

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala A

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
3,2413	7	0,8818

Área da curva ROC = 0,6444 – fraca discriminação.



2. Modelo de Escala B

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala B

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,0611	0,521	1	0,0138	0,9066
EM 9-12	0,3974	0,303	1	1,7198	0,1897
EM <9	0,6296	0,3244	1	3,7663	0,0523
IM ≤ 19	-0,3461	0,3772	1	0,8418	0,3589
IM 25-29	-0,2522	0,2699	1	0,8731	0,3501
IM ≥ 30	0,1116	0,2403	1	0,2156	0,6424
Outra pes. resp. bebê	0,00198	0,3305	1	0	0,9952
Não vigiada	0,3517	0,3739	1	0,8844	0,347
Não caucasiano	0,2718	0,2703	1	1,0109	0,3147
P < 1000g	0,4105	0,1963	1	4,3704	0,0366
Masculino	0,2782	0,1908	1	2,1261	0,1448

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,146
EM 9-12 → EM > 12	0,095
EM <9 → EM 9-12	0,051
IM ≤ 19 → IM 20-24	0,081
IM 25-30 → IM 20-24	-0,058
IM ≥ 30 → IM 20-24	0,024
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,023
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	-0,105
IM 25-30 → IM ≥ 30	-0,083
Masculino → Feminino	0,062
Não vigiada → Vigiada	0,076
Não Caucasiano → Caucasiano	0,059
Outros → MP	0,000
P < 1000 → P ≥ 1000	-0,088

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	2,214	0,675	7,263
EM<9	3,523	0,988	12,567
IM ≤19	0,500	0,114	2,196
IM 25-29	0,604	0,210	1,740
IM ≥ 30	1,250	0,487	3,206
Outra pes. resp. bebé	1,004	0,275	3,667
Não vigiada	2,020	0,466	8,751
Não caucasiano	1,722	0,597	4,969
P<1000g	2,273	1,053	4,906
Masculino	1,745	0,826	3,686

Probabilidades previstas para o modelo de escala B

	y=1	y=0
Máximo	0,817	0,908
Mínimo	0,092	0,183
Média	0,412	0,588
Intervalo	0,725	0,725

Testes de significância para o modelo de escala B

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	17,6646	10	0,0609
Wald	16,9547	10	0,0754
Score	15,2397	10	0,1236

CrITÉrios de selecção do modelo

AIC	SC
204,916	237,885

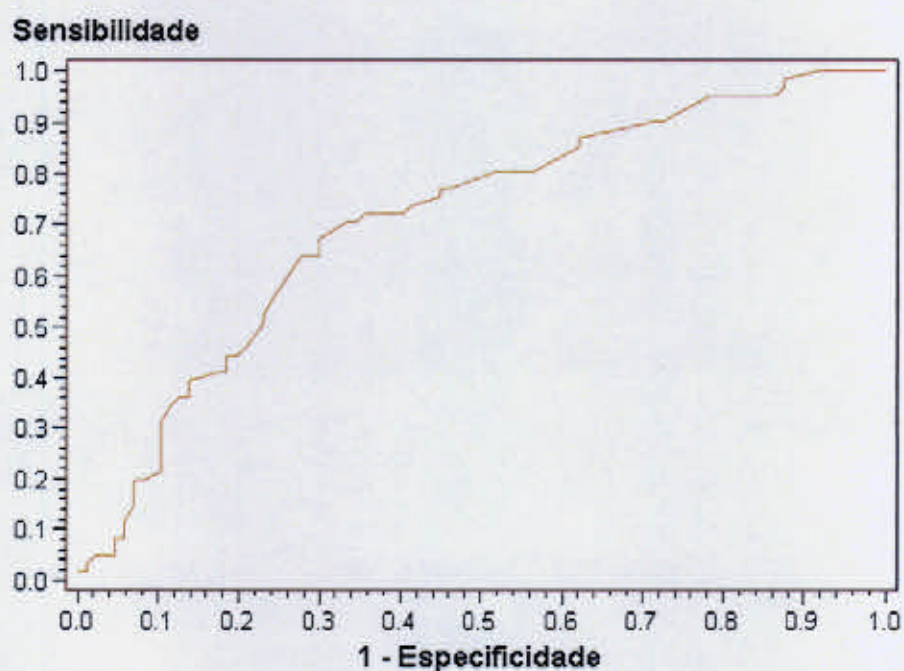
Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_i	Observados o_i	Esperados e_i	
1	3	2,55	12	12,45	15
2	3	3,94	12	11,06	15
3	3	3,25	9	8,75	12
4	5	5,62	14	13,38	19
5	4	5,73	11	9,27	15
6	9	7,45	8	9,55	17
7	9	7,02	6	7,98	15
8	9	8,18	6	6,82	15
9	11	9,70	4	5,30	15
10	5	7,56	5	2,44	10

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala B

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
7,2241	8	0,5127

Área da curva ROC = 0,709 – discriminação razoável.



3. Modelo de Escala C

Estimativas dos parâmetros para o modelo de escala C

Variáveis	$\hat{\beta}$	Desvio-padrão	g.l.	Wald	Sig.
Constante	0,5067	0,5428	1	0,8713	0,3506
EM 9-12	0,6411	0,322	1	3,9636	0,0465
EM <9	0,9921	0,348	1	8,1262	0,0044
IM ≤ 19	-0,3715	0,3854	1	0,9291	0,3351
IM 25-29	0,035	0,2683	1	0,0171	0,8961
IM ≥ 30	0,0333	0,2441	1	0,0186	0,8916
Masculino	0,4507	0,196	1	52,878	0,0215
Não vigiada	0,7282	0,4002	1	33,112	0,0688
Não caucasiano	0,0168	0,2834	1	0,0035	0,9526
P < 1000g	0,2098	0,199	1	1,1124	0,2916
Sim PS	0,131	0,267	1	0,2406	0,6238

Mudanças discretas

Variável	y=1
EM <9 → EM > 12	0,160
EM 9-12 → EM > 12	0,114
EM <9 → EM 9-12	0,046
IM ≤ 19 → IM 20-24	0,060
IM 25-30 → IM 20-24	0,005
IM ≥ 30 → IM 20-24	0,005
IM ≤ 19 → IM 25-30	-0,065
IM ≤ 19 → IM ≥ 30	-0,064
IM 25-30 → IM ≥ 30	0,000
Masculino → Feminino	0,065
Não vigiada → Vigiada	0,086
Não Caucasiano → Caucasiano	0,002
P < 1000 → P ≥ 1000	0,029
Sim PS → Não PS	0,018

OR's e respectivo IC 95% para o modelo de escala C

Variáveis	OR	IC 95%	
		Limite inferior	Limite superior
EM 9-12	3,605	1,020	12,739
EM<9	7,273	1,859	28,459
IM ≤19	0,476	0,105	2,155
IM 25-29	1,073	0,375	3,070
IM ≥ 30	1,069	0,410	2,783
Outra pes. resp. bebé	2,463	1,142	5,310
Não vigiada	4,290	0,894	20,595
Não caucasiano	1,034	0,340	3,142
P<1000g	1,521	0,698	3,319
Masculino	1,299	0,456	3,701

Probabilidades previstas para o modelo de escala Co

	y=1	y=0
Máximo	0,941	0,909
Mínimo	0,091	0,059
Média	0,439	0,561
Intervalo	0,850	0,850

Testes de significância para o modelo de escala C

Estatística	Qui-quadrado	g.l.	Sig.
Razão de verosimilhança	24,1598	10	0,0072
Wald	22,3862	10	0,0133
Score	18,7553	10	0,0435

Critérios de selecção do modelo

AIC	SC
200,817	233,786

Tabela de contingência do teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Grupo	Com dificuldades		Sem dificuldades		Total
	Observados o_i	Esperados e_j	Observados o_i	Esperados e_j	
1	2	2,24	12	11,76	14
2	3	3,59	12	11,41	15
3	3	4,04	12	10,96	15
4	6	4,88	9	10,12	15
5	8	6,81	9	10,19	17
6	10	8,94	9	10,06	19
7	6	8,47	10	7,53	16
8	10	9,07	5	5,93	15
9	17	16,96	5	5,04	22

Teste de Hosmer-Lemeshow para o modelo de escala C

Qui-quadrado	g.l.	Sig.
3,2675	7	0,8592

Área da curva ROC = 0,730 – discriminação razoável.

