UNIVERSIDADE
EDUARDO
MONDLANE

FACULDADE DE CIÊNCIAS

Departamento de Matemática e Informática

Trabalho de Licenciatura em Estatística

Análise dos Factores de Risco Associados a Asfixia Perinatal em Recém-nascidos no Hospital Central de Maputo

Autor: Pedro Vicente Moiane

Maputo, 7 de agosto de 2025

UNIVERSIDADE
EDUARDO
MONDLANE

FACULDADE DE CIÊNCIAS

Departamento de Matemática e Informática

Trabalho de Licenciatura em Estatística

Análise dos Factores de Risco Associados a Asfixia Perinatal em Recém-nascidos no Hospital Central de Maputo

Autor: Pedro Vicente Moiane

Supervisor: Bonifácio José, MSc, UEK

Maputo, 7 de agosto de 2025

Declaração de Honra

Declaro por minha honra que o presente Trabalho de Licenciatura é resultado da minha investigação e que o processo foi concebido para ser submetido apenas para a obtenção do grau de Licenciado em Estatística, na Faculdade de Ciências da Universidade Eduardo Mondlane.

Maputo, 24 de Maio de 2025

_____

(Pedro Vicente Moiane)

Agradecimentos

Em primeiro lugar quero agradecer a Deus, misericordioso e misericordiador, que me tem abençoado, me dado saúde e força para poder fazer tudo que até hoje consegui alcançar, principalmente nesta grande conquista.

Aos meus familiares que sempre estiveram presentes em todos os momentos da minha vida, dando apoio e segurança. Sempre valorizaram a minha formação pessoal e profissional, com incentivo e amor incondicional.

À meu orientador Doutor Bonifácio José, pelos ensinamentos, apoio e por me dar a oportunidade de crescimento e força para continuar sempre em frente. O mesmo agradecimento estende-se para os meus Docentes por não pouparem esforços para transmitir o conhecimento.

Por esta mesma razão, não quero deixar passar esta oportunidade para agradecer a todos aqueles que, directa ou indirectamente, contribuíram para o meu sucesso e a minha chegada até aqui.

Agradeço também à universidade por ceder os espaços de estudos, à estrutura que me permitiu explorar ao máximo tudo o que foi necessário para o sucesso deste trabalho.

Agradeço a todos que estiveram ao meu lado e me ajudaram de alguma forma.

Muito obrigado a todos!!!!

Resumo

Nos últimos anos em Moçambique, a taxa de mortalidade neonatal tem registado redução, no entanto, continua sendo um dos países que apresenta maior taxa de mortalidade. Porém, há falta de estudos relacionados a factores de risco associado a mortalidade perinatal em Moçambique. O objectivo principal desta pesquisa foi analisar os factores de risco associados a asfixia perinatal em recém-nascidos no hospital central de Maputo. Os dados foram obtidos na Maternidade do Hospital Central de Maputo no período de 2021 a 2023, onde extraiu-se uma amostra de 432 recém-nascidos. A análise foi feita mediante a aplicação de regressão logistica. Os resultados mostraram que dos recém-nascidos, 63.8% eram do sexo masculino e a maior parte das mães eram da faixa etária compreendida entre 20 à 34 anos de idade, correspondente a 72.7%. O modelo de regressão logistica apresentou através da Curva de Roc melhor ajuste aos dados. O factor de risco associado a mortalidade perinatal foi Apgar menor que 7.

Palavras-chave: Recém-nascido, perinatal, modelo de regressão logística.

Abstract

In recent years, the neonatal mortality rate in Mozambique has decreased, however, it continues to be one of the countries with the highest mortality rate. However, there is a lack of studies related to risk factors associated with perinatal mortality in Mozambique. The main objective of this research was to analyze the risk factors associated with perinatal asphyxia in newborns at the central hospital in Maputo. The data were obtained from the Maternity Ward of the Central Hospital of Maputo in the period from 2021 to 2023, where a sample of 432 newborns was extracted. The analysis was done by applying logistic regression. The results showed that of the newborns, 63.8% were male and most of the mothers were in the average age group between 20 and 34 years of age, corresponding to 72.7%. The logistic regression model presented through the Roc Curve best fit the data. The risk factor associated with perinatal mortality was Apgar less than 7.

Keywords: Newborn, perinatal, logistic regression.

Dedicatória

Dedico esse trabalho aos meus familiares, pelo companheirismo, pela cumplicidade e pelo apoio em todos os momentos delicados da minha vida.

"Um sonho não se torna realidade a partir de mágica. Você precisa de suor, de determinação e de trabalho árduo."

(*Adapt. de Colin Powell*)

Índice

1 INTRODUÇÃO **1**

1.1 Contextualização 1

1.2 Definição do Problema 2

1.3 Objectivos 3

1.3.1 Objectivo Geral 3

1.3.2 Objectivos Específicos 3

1.4 Relevância de Estudo 3

2 REVISÃO DE LITERATURA **5**

2.1 Asfixia no mundo 5

2.2 Asfixia perinatal 6

2.3 Asfixia em Moçambique 7

2.3.1 Fisiopatogenia 7

2.3.2 Factores Associados 8

2.3.3 Diagnóstico 9

2.4 Análise de Regressão Logistica 10

2.4.1 Regressão Logística Simples 11

2.4.2 Regressão Logística Múltipla 13

2.4.3 Teste de independência 14

2.4.4 Testes de significância dos coeficientes 15

2.4.5 Teste de Wald 15

2.4.6 Teste de Razão de Verosimilhança 15

2.4.7 Razão das chances (Odds Ratio) 16

2.4.8 Avaliação da qualidade do ajuste do modelo de estimação 17

2.4.9 Capacidade de discriminação (curva ROC) 19

3 MATERIAL E MÉTODOS **20**

3.1 Material 20

3.1.1 Descrição do local de estudo 20

3.1.2 Tipo de estudo e método de abordagem 20

3.1.3 População e amostra 21

3.2 Métodos 21
3.2.1 Teste de Fisher 21
3.2.2 Teste de Significância dos Parâmetros 22
3.2.3 Qualidade de Ajuste do Modelo 23
3.2.4 Interpretação dos Parâmetros do Modelo 23

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO **24**
4.1 Análise Descritiva dos Dados 24
4.1.1 Associação entre as varáveis independentes e mortalidade infantil 25
4.1.2 Análise da influência das variáveis associadas a mortalidade por asfixia perinatal 26
4.1.3 Verificação de Multicolinearidade 27
4.1.4 Avaliação do desempenho do modelo 28
4.2 Discussão dos resultados 30

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES **31**
5.1 Conclusões 31
5.2 Recomendações 32

REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFICA **33**

APÊNDICE **37**
5.3 APÊNDICE 37

Lista de Figuras

2.4.1 Curva ROC calculada sobre o modelo 19

4.1.1 Distribuição do sexo do recém-nascido e da idade da mãe 24
4.1.2 Curva Roc 29

Lista de Tabelas

2.3.1 Classificação de factores de risco ao Asfixia Neonatal 8
2.4.1 Classificação das observações 19

3.1.1 Descrição das variáveis em estudo 21
3.2.1 Tabela de contingência de Fisher 2×2. 21

4.1.1 Associação dos factores de risco associado a mortalidade perinatal 26
4.1.2 Coeficientes do modelo de regressão logistica 27
4.1.3 Multicolinearidade 28
4.1.4 Teste de Hosmer e Lemeshow 28

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Em 2022, no mundo 2.3 milhões de crianças morreram nos primeiros 20 dias de vida. Isso equivale a aproximadamente a 6.500 mortes de recém-nascidos por dia, representando 47% de todas as mortes de crianças com menos de 5 anos. Contudo desde 1990, houve progressos significativos na sobrevivência infantil. O número de óbitos neonatais caiu de 5 milhões em 1990 para 2.3 milhões em 2022 (World Health Organization [WHO], 2024).

A África Subsaariana teve a maior taxa de mortalidade neonatal em 2022, com 27 mortes por 1.000 nascidos vivos, seguida pela Ásia Central e Meridional, com 21 mortes por 1.000 nascidos vivos. Na África Subsaariana, o risco de morte no primeiro mês de vida é 11 vezes maior do que na região de menor mortalidade, Austrália e Nova Zelândia. O risco de morrer antes do 28º dia de vida em um país com a maior mortalidade era cerca de 60 vezes maior do que em um país com a menor mortalidade (WHO, 2024).

A mortalidade infantil é muito mais elevada nos países em desenvolvimento, e uma parte significativa desses óbitos ocorre durante o período perinatal e neonatal. Estima-se que mais de 1 milhão de mortes neonatais anuais são causadas por asfixia perinatal, representando cerca de 25% de todas as mortes neonatais, essa condição é uma das principais causas de infecções graves e mortalidade neonatal, a incidência de asfixia ao nascer é dez vezes maior em países em desenvolvimento do que em países desenvolvidos (Abrha et al., 2019; Gillam-Krakauer, 2020; Limaso et al., 2020).

Segundo França et al. (2017), a asfixia perinatal constitui uma das principais causas de mortalidade em crianças menores de um ano, especialmente no período neonatal precoce, responsável por altas taxas de óbitos neonatais, inclusive em bebés de risco habitual e ausência de malformação congénita.

De acordo com Andrade (2021), asfixia perinatal pode ser provocada por condições que diminuam ou interrompam a perfusão placentária durante o período perinatal. Esses eventos de hipoxemia e isquemia, além da hipercapnia e ácidos e metabólica associadas, podem gerar défices energéticos ao tecido neural. A duração e a gravidade desses eventos são essenciais para determinar qual será a intensidade de neurológico do recém-nascido.

Segundo Takazono e Golin (2013), o termo perinatal refere-se ao período pré-natal, parto e pós-parto visto que os mecanismos etiopatológicos da asfixia podem ocorrer em algum desses momentos. As causas podem ser variadas, desde situações que provoquem hipoperfusão placentária até problemas que comprometam a circulação do recém-nascido, como o choque de qualquer etiologia. Os factores que implicam num maior risco de ocorrer asfixia envolvem situações que dependem da história obstétrica, acompanhamento no pré-natal e características do recém-nascido.

Segundo o Inquérito Demográfico e Saúde (IDS, 2022-23) em Moçambique, a taxa de mortalidade neonatal foi de 24 mortes por 1000 nascidos vivos e a taxa de mortalidade perinatal foi de 33 mortes por 1000 gestações com duração de 28 ou mais semanas. Contudo, estes ainda são considerados altíssimos. Portanto, é essencial entender os factores que contribuem para a asfixia neonatal e seus desfechos para melhorar o maneio e a prevenção desses casos. Assim, este estudo propõe-se analisar os factores de risco associados a asfixia perinatal em recém-nascidos no hospital central de Maputo.

1.2 Definição do Problema

Nos últimos 26 anos, Moçambique registou uma redução contínua das taxas de mortalidade infanto-juvenil, de mortalidade infantil e de mortalidade neonatal. No entanto, nota-se que a taxa de mortalidade neonatal é a que registou menor decréscimo neste período, passando de 54 mortes por 1000 nascidos vivos no IDS 1997 para 24 mortes por 1000 nascidos vivos no IDS 2022–23 (Instituto Nacional de Estatística [INE] & ICF, 2024). Esta alta taxa de mortalidade neonatal em nosso país é maioritariamente causadas pelas condições da gestante, nado e pela qualidade da assistência ao parto e ao recém-nascido.

Segundo o Relatório de análise de mortalidade intra-hospitalar 2018-2021 (Ministério de Saúde [MISAU], 2022), 20% das mortes registados nas unidades hospitalares estão relacionadas a mortalidade perinatal, e dentre as principais causas as condições perinatais detém mais de 50% das mortes registadas em nados, recém-nascidos e crianças na faixa etária dos 0 aos 4 anos de idades, somente no ano de 2021.

Dentre as condições perinatais a Asfixia Perinatal destaca-se como a terceira maior causa de mortes perinatais e neonatais no mundo (WHO, 2024), em Moçambique 50% das mortes neonatais

estão associadas a prematuridade (MISAU, 2018), sendo este um factor de risco a asfixia perinatal, constituindo uma das principais causas de mortes perinatais, especialmente no período neonatal precoce e contribuindo para alta taxa de óbitos perinatais 33 mortes por 1000 gestações (INE & ICF, 2024), inclusive em bebés de risco habitual e ausência de malformação congénita. Constituindo um problema de saúde pública, que afecta um número elevado de nados e recém-nascidos.

Alguns factores associados a asfixia que muitas mães neglengeciam incluí idade materna, factores de ordem social tais como estado civil, grau de escolaridade e dúvida sobre a data da última menstruação; assistência pré-natal número de consultas; complicações clínicas e obstétricas. Diante do problema descrito, faz-se a seguinte questão: Quais os factores de risco que contribuem para a mortalidade dos recém-nascidos por asfixia perinatal na maternidade do hospital central de Maputo?

1.3 Objectivos

1.3.1 Objectivo Geral

Analisar os factores de risco associados a asfixia perinatal em recém-nascidos no hospital central de Maputo.

1.3.2 Objectivos Específicos

- Descrever o perfil dos recém-nascidos na maternidade do hospital central de Maputo;
- Identificar os factores de risco associados a asfixia perinatal em recém-nascidos no hospital central de Maputo; e
- Estimar a probabilidade de sobrevivência nos recém-nascidos morrer por asfixia associado aos factores de risco.

1.4 Relevância de Estudo

Diante do plano de acção para todos os recém-nascidos, que visa acabar com as mortes maternas e neonatais e os nados-mortos evitáveis, com meta definida de um máximo de 12 nados-mortos por 1000 partos em todos os países, até 2030, e um máximo de 10 nados-mortos por 1000 partos até 2035 (Fundo das Nações Unidas para a Infância [UNICEF], 2020).

Moçambique comprometeu-se com esta agenda por meio da elaboração do Plano próprio intitulado Plano de Acção pada cada Recém-nascido 2019-2023, tendo estabelecido as seguintes metas para 2023, tomando os dados do IDS 2011 como referência: reduzir a mortalidade neonatal de 30 para 19.3 por 1000 nascidos vivos; diminuir a natimortalidade intraparto de 0.23% para 0.15%;

aumentar a proporção de partos assistidos por pessoal qualificado de 74.3% para 78%; elevar a primeira consulta pós-natal nas primeiras 48 horas de 75% para 90%; iniciar a amamentação na primeira hora após o nascimento de 94.7% para 98%; e aumentar a amamentação exclusiva aos 6 meses de 43% para 55% (MISAU, 2018).

Neste contexto a identificação dos factores de risco associados a asfixia perinatal em nados e recém-nascidos, contribuirá na prevenção de mortes neonatais e principalmente na redução da taxa de mortalidade por asfixia perinatal, ajudando o país no declínio da taxa de mortalidade intra-hospitalar na faixa etária perinatal e neonatal, visando o alcance das metas estabelecidas no plano de acção.

CAPÍTULO 2

REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Asfixia no mundo

No mundo, quase metade das mortes de crianças menores de 5 anos acontecem nos primeiros 28 dias de vida, chamadas de mortes neonatais, e esta pode acontecer cedo, nos primeiros 7 dias, ou mais tarde, entre 7 e 28 dias. Isto pode ocorrer por várias razões, como falta de acesso a cuidados médicos, doenças durante a gravidez, no parto ou logo após o nascimento[1]. Embora tenha havido uma redução dessas mortes na última década, em 2010, ainda houve cerca de 3.1 milhões de recém-nascidos que morreram, principalmente em países pobres, sendo o Sul da Ásia e a África sub-saariana as regiões com mais mortes neonatais, pois também têm o maior número de nascimentos por ano.

Segundo Holanda (2015), é nos países menos desenvolvidos, onde a maioria das mortes perinatais ocorre, muitas vezes não se dá a devida importância a esse problema. A mortalidade perinatal é um indicador importante da qualidade do cuidado obstétrico e neonatal, assim como dos programas de intervenção durante a gravidez, parto e pós-parto, e também do impacto no recém-nascido (DNSP/INS, 2018). Ela está relacionada a causas que poderiam ser evitadas, como dificuldades de acesso aos serviços de saúde e sua qualidade.

De acordo com IDS 2022-23, os dados recentes de Moçambique mostram que houve poucos avanços na redução da mortalidade materna e no acesso universal aos serviços de saúde reprodutiva. Apesar de um decrescimento entre 1997 e 2023, nos últimos anos o rácio de mortalidade materno permanece praticamente o mesmo 427 óbitos por cada 100.000 nascidos-vivos e é alto, devido principalmente ao grande número de filhos por mulher e à fraca adesão aos serviços de planeamento familiar (INE & UNFPA, 2023).

[1] https://brasil.un.org/pt-br/77960-onu-7-mil-rec%C3%A9m-nascidos-morrem-por-dia-no-mundo

Por outro lado, desde 1997 as taxas de mortalidade em crianças menores de 5 anos diminuíram consideravelmente em mais de 100%, indicando um progresso notáveis na saúde das crianças. Entretanto, nota-se que a taxa de mortalidade neonatal é a que registou menor decréscimo no período em análise, passando de 54 óbitos por 1000 nascidos vivos no IDS 1997 para 24 óbitos por 1000 nascidos vivos no IDS 2022-23 (INE, 2023).

As principais causas de mortalidade neonatal em Moçambique são semelhantes às encontradas em África, nomeadamente, a prematuridade, a asfixia e as infecções. Outros motivos incluem questões sociais e económicas, como pobreza, falta de educação (especialmente entre as mães), pouca autonomia das mulheres, falta de profissionais de saúde em número suficiente, dificuldade em a cessar serviços de saúde e práticas tradicionais que podem ser prejudiciais (DNSP/INS, 2018).

2.2 Asfixia perinatal

Segundo Asfixia Perinatal é a falha em iniciar e manter a respiração espontânea ao nascer. Trata-se de um comprometimento das trocas gasosas placentárias ou pulmonares, levando à hipoxemia e hipercapnia, isto ocorre quando há uma redução significativa no fornecimento de oxigénio aos tecidos devido a várias causas durante o período que envolve o parto e os primeiros minutos de vida recém-nascido, desencadeada por condições que diminuam ou interrompam a perfusão placentária durante o período perinatal (Zaconeta, 2004 e Matos et al., 2023).

Os eventos, como a falta a falta de oxigénio e fluxo sanguíneo reduzido para o cérebro, junto com o acúmulo de dióxido de carbono e aumento da acidez no corpo, podem causar falta de energia nos tecidos do cérebro (Andrade, 2021). De acordo com Santos et al. (2021) e Matos et al. (2023), quando recém-nascido enfrenta asfixia neonatal, causada por interrupção do fluxo sanguíneo umbilical, troca insuficiente de gases pela placenta, perfusão placentária inadequada do lado materno, feto comprometido que não tolera o estresse do trabalho de parto e falha em inflar os pulmões logo após o nascimento, pode agravar ainda mais a falta de oxigénio no cérebro. Quanto mais tempo e severidade desses problemas, mais grave pode ser o impacto no desenvolvimento neurológico do recém-nascido.

Quando um recém-nascido enfrenta hipoxia, isso pode causar problemas graves como acidose metabólica e falha de vários órgãos, que podem até levar à morte, durante este período o corpo tenta se adaptar para proteger partes importantes, como o cérebro, coração e glândulas supra-renais, devido ao défice oxigenação (Takazono e Golin, 2013). Isso acontece porque as células começam a perder energia e água, o que pode levar a inchaço dentro delas. Se a falta de oxigênio continuar, esses órgãos podem ser danificados e até mesmo começar a morrer, desencadeando uma reacção inflamatória em todo o corpo (Sousa e Vilan, 2011).

As células afectadas podem morrer de duas maneiras diferentes: necrose, que é rápida e causa inflamação intensa, ou apoptose, que é mais lenta e gradual. Antes que as células morram, há um período em que o corpo diminui o uso de oxigênio, o que pode ser uma oportunidade para tratamentos como resfriamento terapêutico. Dentre os recém-nascidos que sobrevivem, alguns podem desenvolver problemas neurológicos, como paralisia cerebral, e também podem desenvolver problemas em outros órgãos, como respiratórios, cardíacos, hepáticos, metabólicos, renais, intestinais, musculares e de coagulação.

2.3 Asfixia em Moçambique

A asfixia perinatal continua a ser uma das principais causas de mortalidade neonatal em Moçambique, reflectindo um desafio persistente para o sistema de saúde do país. Segundo a UNICEF (2021), o declínio da mortalidade neonatal tem ocorrido de forma lenta ao longo dos anos, o que tem gerado crescente preocupação por parte do Ministério da Saúde (MISAU, 2019). As estimativas mais recentes indicam que a taxa de mortalidade neonatal em Moçambique é de aproximadamente 30 óbitos por 1.000 nascidos vivos, enquanto a taxa de nados-mortos alcança 21,7 por 1.000 nascimentos totais (Inter-Agency Group for Child Mortality Estimation, 2020).

2.3.1 Fisiopatogenia

Quando o feto enfrenta uma situação de baixa oferta de oxigênio, seja de forma repentina ou prolongada, ele desencadeia mecanismos de defesa e adaptação, objectivando proteger os órgãos mais vitais, como o cérebro (para evitar lesões neurológicas), o coração (para manter a circulação sanguínea) e as glândulas supra-renais (importantes na resposta ao estresse). Para isso, há uma redistribuição do fluxo sanguíneo: os vasos que irrigam esses órgãos se dilatam para aumentar a oferta de sangue, enquanto em outros locais, como intestino, pulmão, pele, músculos e rins, ocorre vasoconstrição (Aguiar, 2000).

Inicialmente, quando ocorre a hipóxia, o coração fetal acelera sua frequência cardíaca (taquicardia) para aumentar as trocas metabólicas e manter ou até mesmo aumentar o débito cardíaco. Com o tempo, se a hipóxia persistir, o feto passará a utilizar a respiração anaeróbica como uma alternativa para gerar energia (Holanda, 2015). No entanto, esse processo é menos eficiente, levando ao consumo elevado de glicose e glicogênio, além do acúmulo de ácidos e dióxido de carbono, resultando em acidose, inicialmente metabólica e depois mista. Durante esse período, o feto também adota mecanismos para economizar o glicogénio (Thilo, 2005).

Ao nascer, se a asfixia persistir, o recém-nascido começa a fazer movimentos respiratórios profundos, parecidos com suspiros. Ao mesmo tempo, a frequência cardíaca continua a cair, a pressão arterial diminui e o recém-nascido fica quase flácido. Os movimentos respiratórios ficam cada vez mais fracos até o último suspiro, quando o recém-nascido entra em um período de falta de

respiração chamado de apneia secundária (Zaconeta, 2004).

Durante essa fase, a frequência cardíaca, a pressão arterial e os níveis de oxigênio no sangue continuam a cair. O recém-nascido não responde ao toque e não retoma a respiração por conta própria. Quanto mais tempo ficar nessa fase, maior será o risco de lesão cerebral, podendo levar à morte. A menos que a reanimação efectiva seja iniciada imediatamente (Zaconeta, 2004).

2.3.2 Factores Associados

A asfixia perinatal, ou falta de oxigênio durante o nascimento, pode ser causada por vários factores de risco segundo Vargas & Soares (2012), Miranda et al. (2018) e Matos et al. (2023), os factores de risco para asfixia podem ser classificados de acordo com sua origem (Tabela 2.1) onde tem-se: Materna, Fetal, Durante o parto e Neonatais.

Tabela 2.3.1: Classificação de factores de risco ao Asfixia Neonatal

Materna:	**Fetais:**
Hipertensão arterial crônica	Malformações congênitas
Eclampsia/pré-eclâmpsia	Prematuridade
Cardiopatia materna	Restrição de crescimento intrauterino
Convulsões maternas	Pós-maturidade
Diabetes Mellitus	Infecção congênita
Rotura precoce das membranas amnióticas	Gemelaridade
Neuropatia materna	Polihidrâmnio
Hemoglobinopatia materna	Macrossomia fetal
Isoimunização pelo fator Rh	
Durante o Parto:	**Neonatais:**
Depressão respiratória por drogas	Imaturidade pulmonar
Prolapso de cordão	Pneumotórax
Placenta prévia/descolamento prematuro da placenta	Pneumomediastino
Rotura de cordão/circular de cordão	Distúrbios metabólicos
Nó verdadeiro de cordão	Hemorragia
Apresentação anômala	Doenças neuromusculares

Fonte: Rosa & Marba (1999)

Diversos factores ligados à saúde da mãe têm impacto na saúde do recém-nascido. Síndromes hemorrágicas, como placenta prévia e descolamento prematuro de placenta, estão ligadas à prematuridade, ao crescimento insuficiente do recém-nascido no útero, ao baixo peso ao nascer e até mesmo à morte fetal. Elas também podem dificultar a troca de oxigênio e nutrientes pela placenta. A ruptura prematura das membranas também está associada ao parto prematuro e a complicações para o recém-nascido ao nascer, como um risco aumentado de asfixia (Resende, 2021).

Condições como pressão alta durante a gravidez podem resultar em uma má circulação na placenta e em resultados perinatais desfavoráveis. A hiperglicemia materna, ou níveis elevados de açúcar

no sangue, pode levar a problemas de saúde no recém-nascido, como má formação e crescimento inadequado, além de problemas respiratórios e asfixia ao nascer. O uso de certos medicamentos pela mãe, como drogas adrenérgicas e diuréticos, também pode aumentar o risco de asfixia no recém-nascido (Miranda et al., 2018).

Os estudos de Daripa et al. (2013) e Canete & Pires (2002), mostram que mães que estão dando à luz pela primeira vez (primíparas) têm maior probabilidade de terem recém-nascido com asfixia perinatal, especialmente se forem mais jovens. Além disso, se a mãe teve um recém-nascido anterior com asfixia perinatal, há um risco aumentado de que isso aconteça novamente em futuras gestações (Aslam et a.l, 2014). O parto também pode desempenhar um papel importante. Mães que têm um trabalho de parto complicado têm três vezes mais chances de terem recém-nascido com asfixia ao nascer do que aquelas sem complicações (Woday et al., 2019). Alguns problemas durante o trabalho de parto, como contracções prolongadas, podem aumentar o risco de asfixia. Outros factores durante o parto, como o cordão umbilical enrolado no pescoço do recém-nascido ou um trabalho de parto prolongado devido a contracções prolongadas, também podem aumentar o risco de asfixia neonatal (Miranda et al., 2018 e Resende, 2021).

Quando olhamos para os factores ligados directamente ao recém-nascido, segundo Miranda et al. (2018), Aslam et al. (2014) e Resende (2021), temos que a prematuridade e o baixo peso ao nascer são os mais destacados. Outras questões incluem macrossomia fetal (um recém-nascido grande demais), frequência cardíaca anormal, malformações congénitas, gestações múltiplas e sinais de sofrimento fetal. Além disso, a presença de líquido amniótico hemorrágico ou meconial também pode indicar problemas para o recém-nascido durante o parto, é muito importante verificar a vitalidade fetal antes do parto (Socha et al., 2017). Algumas pesquisas mostram que os recém-nascidos de mães que não foram monitoradas adequadamente durante o trabalho de parto têm um risco maior de sofrerem com a asfixia neonatal.

2.3.3 Diagnóstico

Os critérios usados para diagnosticar asfixia variam bastante na literatura devido a dependência de critérios específicos, mas na prática médica comum, é observado que os recém-nascidos com asfixia perinatal grave geralmente mostram sinais como respiração irregular, batimentos cardíacos lentos que necessitam de massagem cardíaca e administração imediata de drogas na sala de reanimação, além de um escore de Apgar abaixo de 6 no quinto minuto após o nascimento. Esses sinais clínicos, juntamente com resultados de exames como gasometria do sangue do cordão umbilical que revelam baixo pH e *déficit* de base, e a presença de convulsões, são considerados por alguns especialistas como indicadores de risco de morte e/ou sequelas neurológicas (Vargas, 2012). Muraskas e Morrison (2010) observaram que diagnosticar a asfixia não é simples e que cada caso é único, o que torna difícil a medição precisa da sua gravidade através de testes simples. Eles destacaram a asfixia perinatal como um evento sério e o primeiro passo para o desenvolvimento de encefalopatia.

2.4 Análise de Regressão Logistica

A regressão logística é uma técnica estatística utilizada para modelar a relação entre uma variável dependente binária e um conjunto de variáveis independentes. Conforme descrito por Corrar et al. (2011), a regressão logística atribui à variável resposta uma probabilidade de ocorrência de certo evento, com resultados superiores a um limiar sendo considerados como possível sucesso e inferiores como possível fracasso. Essa técnica é amplamente empregada em diversas áreas de estudo devido à sua capacidade de estimar probabilidades e identificar as variáveis mais relevantes para o fenômeno em análise.

Segundo Agresti (2002), a Regressão Logística Binária é especialmente útil quando a variável resposta é qualitativa, permitindo a predição de uma resposta dicotómica com base em variáveis explicativas. Esse método é amplamente utilizado em diversas áreas, como na análise de riscos, previsão de eventos e modelação de dados com respostas binárias.

Para Hosmer e Lemeshow (1989), o modelo de regressão logística é um caso particular dos Modelos Lineares Generalizados, com uma função de ligação logit. Esse método é amplamente utilizado no desenvolvimento de modelos de *credit scoring*, pois permite estimar a probabilidade de um cliente ser classificado como **bom** ou **mau** pagador, com base nas variáveis preditoras disponíveis.

Segundo Moore (2006), a regressão logística modela a média p em termos de uma variável explicativa x, querendo relacionar p e x como regressão linear simples, podendo a média assumir qualquer valor, quando x varia de $-\infty$ à $+\infty$, assim sendo a média é dada por:

$$E(Y|X = x) = \beta_0 + \beta_1 x \tag{2.1}$$

Infelizmente o modelo de regressão linear simples não é um bom modelo, pois, sempre que $\beta_1 \neq 0$, valores extremos de x fornecerão valores para $\beta_0 + \beta_1 x$ que ficam fora do conjunto de possíveis valores de p, $0 \leq p \leq 1$. O modelo de regressão logístico retira essa dificuldade operando com o algoritmo natural da chance, $p/(1-p)$.

De acordo com Sousa (2006), o princípio de Bernoulli determina se os possíveis resultados apresentam ou não certas características, ou seja, no caso de a variável apresentar a característica, ela apresenta o valor igual a um, que representa sucesso e no caso contrário, valor igual a zero que representa fracasso.

Seja p a probabilidade de sucesso e q a probabilidade de fracasso, com $p + q = 1$ e,
Seja X número de sucessos em uma única tentativa do experimento. X assume o valor 0 que corresponde ao fracasso, com probabilidade q, ou valor 1 que corresponde ao sucesso, com probabilidade p.

$$x = \begin{cases} 0, fracasso \\ 1, sucesso. \end{cases} \quad com \quad P(X=0) = q \quad e \quad P(X=1) = p$$

Portanto, a variável aleatória X tem distribuição de Bernoulli, isto é, $Y \sim Bernoulli\ (p)$ e sua função de probabilidade é dada por:

$$P(X = x) = p^x(1-p)^{1-x}, \text{com } x = 0, 1 \tag{2.2}$$

2.4.1 Regressão Logística Simples

De acordo com Mingoti (2005), o Modelo de Regressão Logística é adequado para estudar situações em que existe um conjunto de variáveis explicativas que se correlacionam com uma variável resposta dicotómica.

Segundo Fávero *et al.* (2009), na regressão logística, a variável dependente binária recebe o valor 1 para indicar o evento de interesse (sucesso) e 0 para o caso contrário (fracasso). Dessa forma, a previsão gerada é um valor entre zero e um, representando a probabilidade de ocorrência do valor um. Isso torna a regressão logística uma técnica valiosa tanto para verificar a probabilidade de um evento ocorrer quanto para identificar as características dos elementos em cada categoria estabelecida pela dicotomia da variável dependente. A probabilidade de sucesso do modelo logístico simples é dada por:

$$\pi(x_i) = P(Y_i = 1|X_i = x_i) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_i}}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_i}} \tag{2.3}$$

e a probabilidade de fracasso é dada por:

$$1 - \pi(x_i) = P(Y_i = 0|X_i = x_i) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_i}} \tag{2.4}$$

Onde $\beta = (\beta_0, \beta_1)^T$ é o vector de parâmetros desconhecidos.

O modelo logístico com a transformação logit é dado por :

$$g(x_i) = \ln\left(\frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_i}/1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_i}}{1/1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_i}}\right) = \ln(1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_i}) = \beta_0 + \beta_1 x \tag{2.5}$$

Conforme Mesquita (2014), nos modelos de regressão linear, utiliza-se o método dos mínimos quadrados para calcular os parâmetros do modelo, porém este método não é eficaz quando aplicado na regressão logística. O ajuste de um modelo de regressão logístico é determinado pelo vetor β de estimativas dos parâmetros. O método usado na estimação dos β's é o método da máxima verossimilhança.

De acordo com Mesquita (2014), o modelo é desenvolvido por meio de um processo interativo. Primeiramente, são atribuídos valores arbitrários aos coeficientes de regressão e um modelo inicial

é criado para prever os dados observados. Em seguida, os erros dessa previsão são avaliados e os coeficientes de regressão são ajustados para aumentar a probabilidade dos dados observados sob o novo modelo. Esse procedimento é repetido até que as diferenças entre o modelo mais recente e o anterior se tornem insignificantes.

Meyer (1980), define estimativa de máxima verossimilhança de β, baseada em uma amostra aleatória $x_1, x_2, ..., x_n$ é aquele valor de β que torna máxima $L(x_1, x_2, ..., x_n; \beta)$, considerada como uma função de β para uma dada amostra $x_1, x_2, ..., x_n$. A função de verossimilhança é definida por:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^{n} \pi_i^{Y_i}(1-\pi_i)^{1-Y_i}, \beta \in \ R^2 \tag{2.6}$$

O princípio da máxima verossimilhança é estimar o valor de β que maximiza $L(\beta)$.

Aplicando o logaritmo:

$$l(\beta) = ln[\textstyle\prod_{i=1}^{n} \pi_i^{Y_i}(1-\pi_i)^{1-Y_i}]$$

$$l(\beta) = \textstyle\sum_{i=1}^{n}[ln(\pi_i) + (1-Y_i)ln(1-\pi_i)]$$

$$l(\beta) = \textstyle\sum_{i=1}^{n}[Y_i ln\dfrac{(\pi_i)}{(1-\pi_i)} + ln(1-\pi_i)]$$

$$l(\beta) = \textstyle\sum_{i=1}^{n}[Y_i(\beta_0 + \beta_1 x_i) + ln(1+e^{\beta_0+\beta_1 x_i})]$$

A expressão é definida como:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^{n}[Y_i(\beta_0 + \beta_1 x_i) - ln(1+e^{\beta_0+\beta_1 x_i})] \tag{2.7}$$

Para encontrar o valor de β que maximiza $L(\beta)$, deriva-se $L(\beta)$ em relação a cada parâmetro (β_0, β_1), obtendo-se duas equações:

$$\frac{\partial(L(\beta))}{\partial(\beta_0)} = \sum_{i=1}^{n}[y_i - \frac{1}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_i}} * e^{\beta_0+\beta_1 x_i}] \tag{2.8}$$

$$\frac{\partial(L(\beta))}{\partial(\beta_1)} = \sum_{i=1}^{n}[y_i x_i - \frac{1}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_i}} * x_i e^{\beta_0+\beta_1 x_i}] \tag{2.9}$$

Que igualadas a zero, geram o seguinte sistema de equações:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{n}(y_i - \pi_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^{n} x_i(y_i - \pi_i) = 0 \end{cases}$$

$$em \quad que \quad i = 1, 2, ..., n \quad e \quad \pi_i = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_i}}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_i}} \tag{2.10}$$

2.4.2 Regressão Logística Múltipla

A regressão logística múltipla é uma técnica estatística que estende o modelo de regressão logística simples para incluir múltiplas variáveis independentes. Isso permite a análise simultânea de várias variáveis preditoras, sejam elas categóricas ou contínuas, para prever a probabilidade de um desfecho binário. Esse método é particularmente útil em situações onde o objectivo é entender a influência conjunta de diferentes fatores sobre um evento de interesse, como a presença ou ausência de uma doença. (Hosmer, Lemeshow & Sturdivant, 2013).

Conforme Menard (2002), o modelo de regressão logística múltipla é amplamente utilizado quando se deseja investigar a relação entre diversas variáveis independentes e uma variável dependente dicotómica. Ele permite avaliar o impacto de cada variável independente enquanto controla pelo efeito das outras, oferecendo uma visão mais detalhada e precisa das interações e influências entre as variáveis. Este tipo de análise é essencial em áreas como epidemiologia, onde é crucial considerar múltiplos factores de risco simultaneamente.

A regressão logística múltipla proporciona uma abordagem poderosa para examinar as relações entre múltiplas variáveis preditoras e um desfecho binário. Este modelo é altamente valorizado em diversos campos, como a medicina, ciências sociais e marketing, por sua capacidade de gerir dados complexos e produzir estimativas ajustadas das probabilidades de ocorrência de eventos. A inclusão de várias variáveis no modelo permite uma análise mais abrangente e robusta, facilitando a compreensão de como diferentes factores interagem para influenciar o resultado. (Peng, C.Y.J., Lee, K.L., & Ingersoll, G.M., 2002).

Hosmer e Lemeshow (1989), propôs como modelo de regressão múltiplo, a probabilidade de sucesso é dada por:

$$\pi_i = \pi(x_i) = P(Y_i = 1|X_i = x_i) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_{i1}+\beta_2 x_{i2}+\beta_3 x_{i3}+...+\beta_p x_{ip}}}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_{i1}+\beta_2 x_{i2}+\beta_3 x_{i3}+...+\beta_p x_{ip}}} = \frac{e^{(x_i^T\beta)}}{1 + e^{(x_i^T\beta)}} \tag{2.11}$$

e a probabilidade de fracasso é dada por:

$$1 - \pi_i = 1 - \pi(x_i) = P(Y_i = |X_i = x_i) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_{i1}+\beta_3 x_{i3}+...+\beta_p x_{ip}}} = \frac{1}{1 + e^{(x_i^T\beta)}} \tag{2.12}$$

O $logit$ para o modelo logístico múltiplo é dado pela equação:

$$g(x_i) = ln[\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}] = x_i^T\beta = \beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij} \tag{2.13}$$

Portanto, o logaritmo da função verossimilhança pode ser escrito por:

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^{n} [y_i x_i^T\beta - ln(1 + e^{x_i^T\beta})] \tag{2.14}$$

Para estimar os parâmetros da regressão logística múltipla por máxima verosimilhança encontra-se o valor de β que maximiza $L(\beta)$, o que exige um processo interativo e que seja necessário derivar $L(\beta)$ em relação a cada parâmetro:

$$\frac{\partial(\beta)}{\partial(\beta_0)} = \sum_{i=0}^{n}[y_i x_{ij} - \frac{e^{(x_i^T\beta)}}{e^{(x_i^T\beta)}}x_{ij}] \tag{2.15}$$

Onde $L(\beta)$ é a função (2.7).

A matriz de covariância dos coeficientes estimados é obtida a partir das derivadas parciais de segunda ordem do logaritmo da função de verosimilhança:

$$\frac{\partial^2 ln[L(\beta)]}{\partial\beta_j^2} = -\sum_{i=1}^{n}[x_{ij}^2\pi_i(1-\pi_i)] \tag{2.16}$$

$$\frac{\partial^2 ln[L(\beta)]}{\partial\beta_j\partial\beta_k} = -\sum_{i=1}^{n}[x_{ij}x_{ik}\pi_i(1-\pi_i)] \tag{2.17}$$

Onde $j, k = 0, 1, 2, 3, ..., p$

Se for formada uma matriz quadrada de dimensão $(p+1)$ constituída pelo simétrico dos valores médios dos termos referidos nas equações (2.16) e (2.17) obtém-se $l(\beta)$, a chamada Matriz de Informação. A matriz de informação de Fisher é dada por:

$$L(\beta) = E(-\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial\beta\partial\beta^T}) = X^T Q X \tag{2.18}$$

em que $Q = diag[\pi_i(1-\pi_i)]$, i=1,2,3,...,n e X a matriz dos dados, e sua inversa $l^{-1}(\beta)$ é a matriz de variância e covariância das estimativas de máxima verossimilhança dos parâmetros.

2.4.3 Teste de independência

A estatística do qui-quadrado (χ^2) é utilizada para determinar se duas variáveis são independentes. Conforme descrito por Siegel (1988), o teste de independência é apropriado quando os dados da pesquisa estão organizados em frequências de categorias discretas. Para aplicar este teste de hipótese, utiliza-se a estatística de qui-quadrado.

As hipóteses a serem testadas são:
H_0: As variáveis são independentes, isto é, não há associação entre as variáveis
H_1: As variáveis são dependentes, isto é, há associação entre as variáveis

O teste do qui-quadrado é representado pela seguinte expressão :

$$\chi^2 = \sum_{i}^{r}\sum_{j}^{c} \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} \; \chi^2_{(L-1)(C-1)} \tag{2.19}$$

Onde:

O_{ij} - representa frequências observadas na linha i da coluna j.

E_{ij} - representa frequências esperadas na linha i da coluna j.

L - é o número de linhas.

C - é o número de colunas.

2.4.4 Testes de significância dos coeficientes

Seguindo um procedimento estatístico, a inclusão ou exclusão de variáveis independentes no modelo ocorre de maneira simples, mas rigorosa, seguindo critérios bem definidos, como o valor de significância estatística dos coeficientes das variáveis independentes. Este processo envolve a realização de testes de hipóteses para determinar a relevância de cada variável no modelo. Neste estudo, foram utilizados dois testes principais para essa finalidade: o teste de Razão de Verossimilhança, que compara a qualidade de ajuste de dois modelos, e o teste de Wald, que avalia a significância individual dos coeficientes das variáveis independentes. Esses testes permitem uma análise criteriosa e fundamentada na seleção das variáveis mais adequadas para o modelo final.

2.4.5 Teste de Wald

O teste de Wald é geralmente usado para testar a significância do coeficiente logístico. Ele provê a significância estatística para cada coeficiente estimado de forma que testes de hipóteses podem ocorrer exactamente como se faz em regressão múltipla (Hair et al., 2005). O teste de Wald é obtido por comparação entre a estimativa de máxima verosimilhança do parâmetro β_0 e a estimativa do seu erro-padrão. A estatística do teste é:

$$W_i = \frac{\beta_i}{EP(\beta_i)} \tag{2.20}$$

Onde $EP(\beta_i)$ é o erro padrão de β_i. O teste de hipótese referente a cada parâmetro é:

$$H_0 : \beta_i = 0$$
$$H_1 : \beta_i \neq 0$$

2.4.6 Teste de Razão de Verosimilhança

Segundo Hosmer e Lemeshow (2000), devido à natureza dos erros no modelo logístico, os quais não seguem uma distribuição normal e apresentam variância não constante, não é possível obter estimativas ideais dos coeficientes utilizando o método dos mínimos quadrados utilizado na regressão

linear. Na regressão logística, o método de ajuste predominante é o da Máxima Verossimilhança. Este método estima os coeficientes de regressão que maximizam a probabilidade de observar as realizações da variável dependente na amostra, ou seja, maximizam a verossimilhança desses valores.

Portanto, testa-se as seguintes hipóteses:
$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = ... = \beta_p = 0$ (O modelo não é adequado)
H_1: Existe pelo menos um $\beta_i \neq 0$ i=1,2,,3,...,p (O modelo é adequado)
A estatística do teste é:

$$G = -2ln\frac{L(Modelo \ \ sem \ \ variável)}{L(Modelo \ \ com \ \ variável)} \tag{2.21}$$

A estatística G tem como objectivo, comparar o modelo em análise e o modelo saturado, ou seja, a comparação dos valores observados e dos valores esperados usando a função de verosimilhança.

2.4.7 Razão das chances (Odds Ratio)

Segundo Agresti (2013), a medida de associação *odds ratio* (OR) é comumente utilizada na regressão logística univariável para complementar o teste de significância da covariável (x). A principal vantagem dessa medida é a relação direta entre os parâmetros do modelo logístico e o *odds ratio*. Para ilustrar essa relação, considera-se inicialmente o caso em que a covariável é binária. O *odds ratio* é calculado como o quociente entre a odds do evento de interesse ocorrer (ou seja, $Y = 1$) para indivíduos com $x = 1$ e a odds para indivíduos com $x = 0$. A odds do evento de interesse para $x = 1$ é dada por $\frac{\pi(1)}{1-\pi(1)}$.

Analogamente, a *odds* do evento de interesse para $x = 0$ é $\frac{\pi(0)}{1-\pi(0)}$. Assim, o *odds ratio* compara se a probabilidade do evento de interesse ocorrer é a mesma para os indivíduos com $x = 1$ versus $x = 0$.

As probabilidades do evento de interesse ocorrer para as duas categorias de x são definidas respectivamente por:

$$\pi(1) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1}}{1+e^{\beta_0+\beta_1}} \text{ e } \pi(0) = \frac{e^{\beta_0}}{1+e^{\beta_0}}$$

Consequentemente, o valor do *odds ratio* é dado pela expressão:

$$OR = \frac{\pi(1)[1-\pi(0)]}{\pi(0)[1-\pi(1)]} = e^{\beta_1}, \tag{2.22}$$

tornando evidente a relação entre o *odds ratio* e o coefeciente do modelo. O valor do OR depende da codificação adoptada para covariável binária x, que pode ser definida por quaisquer dois valores. Considerando a codificação usando os valores genéricos a e b, o valor do *odds ratio* é dado por:

$$OR = \frac{\pi(a)[1-\pi(b)]}{\pi(b)[1-\pi(a)]} = e^{\beta_1(a-b)} \tag{2.23}$$

Constata-se que a interpretação do *odds ratio* não pode ser feita sem antes conhecer a codificação de x. Habitualmente a codificação adoptada é definida em termos de 0 e 1, por permitir uma interpretação trivial dos parâmetros. Na prática o cálculo do *odds ratio* é feito a partir de dados reais geralmente organizados em tabelas de contingência. Destas tabelas pode-se obter uma estimativa do *odds ratio*, $(\hat{OR})$, à qual aplica-se o logaritmo obtendo uma estimativa de β_1 com a seguinte expressão:

$$ln(\hat{OR}) = ln(e^{\hat{\beta}_1}) = \hat{\beta}_1 \tag{2.24}$$

O intervalo de confiança a 95% para $(\hat{OR})$, obtém-se exponenciando os extremos do intervalo de confiança de $\hat{\beta}_1$. No caso da covariável ter mais de duas categorias $(k > 2)$, para determinar o valor do *odds ratio* é necessário utilizar $k-1$ variáveis codificadoras, denominadas variáveis. Usualmente a primeira categoria $(i = 1)$ é considerada com classe de referência e toma valor zero para as $k-1$ variáveis *dummy*. Nas variáveis *dummy* associadas às restantes categorias $(i = 1, 2, 3, 4, \ldots, k)$ a entrada i toma o valor 1 e as restantes tomam o valor 0. Após definir estas variáveis, o cálculo do OR é efectuado de forma análoga ao caso em que se consideram duas categorias.

Todos valores de *odds ratio* maiores que 1 indicam aumento das chances, e *odds ratio* menores que 1 indicam redução das chances. Um valor do *odds ratio* igual a 1 indica que a variável não influencia a variável dependente, sendo que a variação percentual da razão das chances é dada pela expressão $(OR-1)\times 100\%$ (Maroco, 2007).

2.4.8 Avaliação da qualidade do ajuste do modelo de estimação

De acordo com Silva (2016), ao estimar um modelo de regressão, é essencial verificar se o modelo se ajusta efetivamente aos dados utilizados antes de tirar conclusões. O teste de Hosmer-Lemeshow é amplamente aplicado na regressão logística para avaliar a qualidade do ajuste do modelo. Esse teste verifica se o modelo pode explicar adequadamente os dados observados, baseando-se na divisão das observações em grupos conforme as probabilidades previstas. As observações são organizadas em g grupos de acordo com essas probabilidades.

Hosmer e Lemeshow (2000), propuseram um teste de ajustamento amplamente utilizado na regressão logística. Este teste tem como objectivo avaliar a qualidade do ajuste do modelo, verificando se ele é capaz de explicar adequadamente os dados observados. O teste baseia-se na divisão dos dados em g grupos com base nas probabilidades estimadas. A estatística do teste $(\hat{C})$ é dada

por:

$$\hat{C} = \sum_{k=1}^{g} \frac{(O_k - E_k)^2}{(1 - E_k/n_k)} \tag{2.25}$$

Onde :

$o_k = \sum_{j=1}^{nk} y_{kj}$ representa o número de casos registados no j-ésimo decil, e
$e_k = \sum_{j=1}^{nk} \hat{\pi}_{kj}$ representa o número esperado de casos no j-ésimo decil.

Dessa forma, são testadas as seguintes hipóteses:

H_0: Existem diferenças significativas entre os resultados previstos e observados
H_1: Não existem diferenças significativas entre os resultados previstos e observados

Sob H_0, o modelo estimado ajusta-se aos dados, isto é, não existem diferenças significativas entre os valores previstos e os observados. A regra de decisão é a seguinte:

- Se $\hat{C} \leq \chi^2_{1-\alpha;g-2}$ ou $P(C > \hat{\chi}^2_{1-\alpha;g-2}) \geq \alpha$, não rejeitar H_0.
- Se $\hat{C} > \chi^2_{1-\alpha;g-2}$ ou $P(C > \hat{\chi}^2_{1-\alpha;g-2}) < \alpha$, rejeitar H_0

De acordo com Gongora(2018), sabe-se que em modelos de regressão logística, umas das medidas usadas para avaliar a qualidade do ajuste do modelo é o pseudo-R^2 , que é equivalente ao R^2 utilizado na regressão linear.

A denominação de pseudo-R^2 deve-se ao facto de que essas medidas se assemelham ao R^2 do modelo de regressão linear, pois estão em uma escala similar, variando de 0 a 1. No entanto, apesar dessa similaridade, elas não podem ser interpretadas da mesma forma que o R^2 na regressão linear.

2.4.9 Capacidade de discriminação (curva ROC)

Uma abordagem alternativa utilizada para verificar a qualidade do ajuste foi a análise do poder preditivo, por meio do estudo da Curva ROC. Para isso, foi elaborado um gráfico com a função (1 - especificidade) no eixo x e a sensibilidade no eixo y, geralmente apresentando um formato côncavo que liga a origem ao ponto (1,1). A qualidade do ajuste foi avaliada pela área sob essa curva (AUC), sendo que, quanto maior a área, melhor o desempenho do modelo.

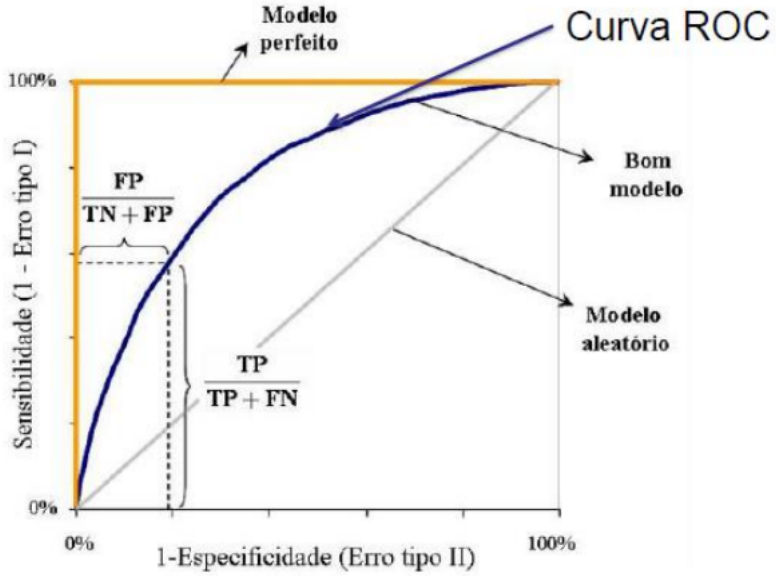
A sensibilidade, representada por $P(\hat{y} = 1|y = 1)$, é a probabilidade de uma observação diagnosticada como positiva ser de fato positiva. Por outro lado, a especificidade, dada por $P(\hat{y} = 0|y = 0)$, é a probabilidade de uma observação negativa ser corretamente identificada como negativa, ou seja, um verdadeiro negativo.

Tabela 2.4.1: Classificação das observações

	Valor Real	
Predtito	Positivo	Negativo
Positivo	VP	FP
Negativo	FN	VN

Que pode ser percebido através da Tabela 2.2, no qual VP é o Verdadeiro Positivo, ou seja, observações preditas como positiva e são positivas. Falso Positivo (FP) são observações negativas que foram estimadas como positivas, e da mesma forma para o Falso Negativo (FN), por fim, o Verdadeiro Negativo são observações negativas, classificadas como negativas. Assim, a curva ROC pode ser dada por:

Figura 2.4.1: Curva ROC calculada sobre o modelo



Fonte: Moiane (2018)

CAPÍTULO 3

MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

3.1.1 Descrição do local de estudo

O estudo foi realizado no Hospital Central de Maputo, situado na Cidade de Maputo, a capital de Moçambique. Localizado na região central da cidade. O hospital ocupa uma posição estratégica, sendo o principal centro de referência para cuidados especializados em saúde materna e neonatal no país. O hospital está limitado a sul pela Avenida Julius Nyerere, a oeste pela Avenida Patrice Lumumba, a norte pela Avenida Kenneth Kaunda e a leste pela Avenida 24 de Julho. O Hospital Central de Maputo é acessível através de várias entradas principais, facilitando o acesso a diferentes áreas do complexo hospitalar.

Este hospital é um dos mais renomados e importantes em Moçambique, destacando-se pela qualidade dos serviços e pelo volume de atendimentos. A pesquisa focará na maternidade e na Unidade de Cuidados Intensivos Neonatais (UCIN), que são essenciais para o tratamento de partos de alto risco e complicações neonatais. O Hospital Central de Maputo é conhecido por sua infraestrutura avançada e por sua equipe multidisciplinar especializada, proporcionando um ambiente propício para a realização de estudos complexos sobre fatores de risco associados à asfixia perinatal.

3.1.2 Tipo de estudo e método de abordagem

Este estudo, classifica-se como um estudo retrospectivo, de corte transversal e com fonte de dados secundários. Quanto os objectivos, a pesquisa é explicativa, que é aquela que: apresenta como objectivo primordial a necessidade de aprofundamento da realidade, por meio da manipulação e do controlo de variáveis, com o escopo de identificar quais variáveis independente ou aquela que determina a causa da variável dependente do fenómeno em estudo para, em seguida, estudá-lo em profundidade (Prodanov & Freitas, 2013).

3.1.3 População e amostra

A população do presente estudo é composta por todos os recém-nascidos diagnosticados com asfixia perinatal no Hospital Central de Maputo durante o período de 2021 a 2023. O estudo abrange todas as ocorrências documentadas no sistema hospitalar, incluindo registos clínicos e dados epidemiológicos relacionados à condição. O estudo aplicou censo de casos, ou seja, foram consideradas todas as 432 observações disponíveis referentes a recém-nascidos diagnosticados com asfixia perinatal dentro do período delimitado. Dessa forma, não há necessidade de cálculo do tamanho amostral, pois a pesquisa incorpora o total de dados disponíveis, eliminando possíveis erros de amostragem e garantindo a representatividade da população estudada. Na Tabela 3.1.1 são apresentadas as variáveis usadas neste estudo.

Tabela 3.1.1: Descrição das variáveis em estudo

Variáveis	**Descrição**	**Objectivos**
Idade	Faixa etária da mãe	1 e 2
Estado civil	Estado civil da mãe	1 e 2
Profissão	Profissão da mãe	1 e 2
Tipo de parto	Tipo do parto realizado	2 e 3
Idade gestacional	Idade gestacional	2 e 3
Morte	Se morreu por asfixia	2 e 3
Sexo	Sexo do recém-nascido	2 e 3

Os dados foram processados com o auxílio do software R versão 4.4.2. Os código usados neste trabalho encontra-se em anexo. Todas as hipóteses foram testadas a um nível de significância de 5% e para efeitos de avaliação da regra de decisão, usou-se o p-valor associado à estatística do teste. O relatório foi produzido com recurso ao programa LaTeX.

3.2 Métodos

3.2.1 Teste de Fisher

O *teste de Fisher* é aplicado para avaliar a associação entre duas variáveis categóricas, sendo especialmente útil quando as frequências esperadas em uma tabela de contingência são pequenas. Diferente do teste Qui-Quadrado, que se baseia em aproximações assintóticas, o teste de Fisher calcula directamente a probabilidade exata da distribuição dos dados, tornando-o mais adequado para tabelas 2×2. Seja a tabela de contingência representada por:

Tabela 3.2.1: Tabela de contingência de Fisher 2×2.

	Categoria A	Categoria B	Total
Grupo 1	a	b	$a+b$
Grupo 2	c	d	$c+d$
Total	$a+c$	$b+d$	N

A estatística do teste de Fisher é calculada com base na distribuição hipergeométrica e expressa por:

$$p = \frac{\binom{a+b}{a}\binom{c+d}{c}}{\binom{N}{a+c}}$$

As hipóteses testadas são:

$$\begin{cases} H_0 : \text{As variáveis são independentes.} \\ H_1 : \text{As variáveis estão associadas.} \end{cases}$$

A hipótese nula é rejeitada se o valor-p calculado for menor que o nível de significância α, indicando uma associação estatisticamente significativa entre as variáveis.

3.2.2 Teste de Significância dos Parâmetros

Após a estimação dos coeficientes do modelo, é fundamental avaliar a significância estatística das variáveis incluídas. Para isso, aplicamos o *Teste de Wald* e o *Teste de Razão de Verossimilhança*.

Teste de Wald

O teste de Wald avalia se um coeficiente estimado é estatisticamente diferente de zero, sendo dado por:

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{\text{EP}(\hat{\beta}_j)} \sim N(0,1)$$

onde $\hat{\beta}_j$ é a estimativa do coeficiente e $\text{EP}(\hat{\beta}_j)$ é o erro-padrão da estimativa. As hipóteses testadas são:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_j = 0 \quad \text{(A variável não é significativa).} \\ H_1 : \beta_j \neq 0 \quad \text{(A variável é significativa).} \end{cases}$$

Se W_j for significativo ao nível α, rejeita-se H_0, indicando que a variável influencia a variável resposta.

Teste de Razão de Verossimilhança

Avalia a significância global do modelo comparando um modelo reduzido (sem certas variáveis) e um modelo completo. A estatística do teste é dada por:

$$G^2 = -2\ln\left(\frac{L(R)}{L(F)}\right)$$

onde $L(R)$ é a verossimilhança do modelo reduzido e $L(F)$ a do modelo completo. As hipóteses testadas são:

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = ... = \beta_p = 0 \\ H_1 : \text{Pelo menos um coeficiente é diferente de zero.} \end{cases}$$

Se G^2 for maior que o valor crítico da distribuição Qui-Quadrado com p graus de liberdade, rejeita-se H_0, indicando que o modelo ajustado é significativo.

3.2.3 Qualidade de Ajuste do Modelo

Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo de regressão logística, utilizamos o *Teste de Hosmer-Lemeshow*, que avalia se as probabilidades previstas diferem significativamente das frequências observadas. A estatística do teste é:

$$C = \sum_{k=1}^{g} \frac{(o_k - e_k)^2}{e_k(1 - e_k/n_k)}$$

onde o_k representa o número de casos observados e e_k o número esperado no grupo k. As hipóteses são:

$$\begin{cases} H_0 : \text{O modelo se ajusta bem aos dados.} \\ H_1 : \text{O modelo não se ajusta aos dados.} \end{cases}$$

Se C for estatisticamente significativo, rejeita-se H_0, indicando que o modelo pode não estar capturando bem os dados.

3.2.4 Interpretação dos Parâmetros do Modelo

Além de estimar os coeficientes, é essencial interpretá-los. Na regressão logística, a relação entre uma variável independente X e a variável resposta Y é descrita pela *razão de chances* (*Odds Ratio, OR*):

$$OR = \frac{P(Y = 1|X)}{P(Y = 0|X)}$$

A equação da regressão logística pode ser expressa como:

$$\ln(OR) = \beta_1 X$$

onde β_1 representa o impacto de X sobre a chance do evento ocorrer. A interpretação dos coeficientes segue as seguintes regras:

- Se $\beta_1 > 0$, então $OR > 1$, indicando que um aumento em X aumenta a chance do evento ocorrer.
- Se $\beta_1 < 0$, então $OR < 1$, indicando que um aumento em X reduz a chance do evento ocorrer.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise Descritiva dos Dados

A Figura 4.1.1 mostra que a maioria dos casos de asfixia perinatal ocorreu em recém-nascidos do sexo masculino (63.8%) e que a faixa etária mais afectada entre as mães é de 20 a 34 anos (72.7%). Isso sugere que os meninos podem ser mais vulneráveis a complicações neonatais e que essa idade materna, apesar de ser a mais comum para gestações, concentra a maior parte dos casos. A análise reforça a importância do monitoramento pré-natal e da assistência obstétrica de qualidade, especialmente para gestantes dessa faixa etária e para partos de bebês do sexo masculino.

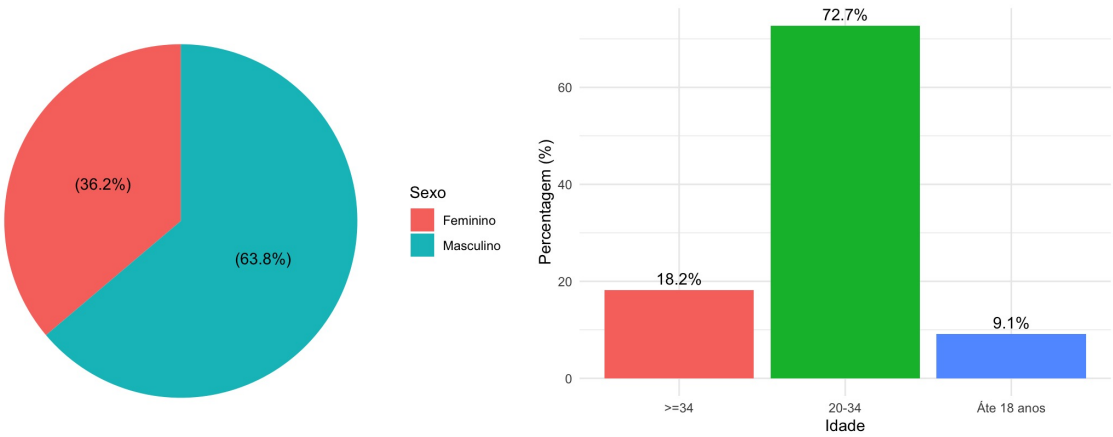


Figura 4.1.1: Distribuição do sexo do recém-nascido e da idade da mãe

4.1.1 Associação entre as varáveis independentes e mortalidade infantil

A Tabela 4.1.1 apresenta a associação entre factores de risco e mortalidade pré-natal, comparando a distribuição das variáveis entre os grupos de recém-nascidos dados ou não mortos. Em relação ao sexo do recém-nascido, observou-se que 55.88% dos bebés do sexo feminino sobreviveram, enquanto 44.12% faleceram. Para os bebés do sexo masculino, a taxa de sobrevivência foi de 52.65%, com 47.35% de mortalidade. No entanto, o p-valor de 0.5922 indica que essa diferença não é estatisticamente significativa.

Quanto ao peso ao nascer, a maior taxa de mortalidade foi observada entre os bebés com peso igual ou superior a 4000g (54.17%), enquanto os bebés com peso entre 2500-3999g apresentaram a menor taxa de mortalidade (44.48%). Notavelmente, o único bebé na faixa de 1000-1499g não sobreviveu, resultando em uma mortalidade de 100%. Apesar dessas variações, o p-valor de 0.4283 sugere que a associação entre peso ao nascer e mortalidade não é estatisticamente significativa.

O escore de Apgar no 5º minuto foi a única variável que demonstrou uma associação estatisticamente significativa com a mortalidade pré-natal. Bebés com Apgar menor que 7 apresentaram uma taxa de mortalidade de 52.55%, enquanto aqueles com Apgar igual ou superior a 7 tiveram uma taxa de mortalidade de apenas 29.91%, com um p-valor inferior a 0.000, indicando uma forte relação entre um baixo escore de Apgar e um maior risco de mortalidade.

A idade gestacional também foi avaliada, mostrando que bebés prematuros (com menos de 37 semanas) tiveram uma taxa de mortalidade de 52.27%, enquanto aqueles com gestação igual ou superior a 37 semanas apresentaram mortalidade de 45.4%. O p-valor de 0.4239 indica que essa diferença não é estatisticamente significativa.

Por fim, a análise do tipo de parto revelou que a mortalidade entre os nascimentos por cesariana foi de 47.98%, enquanto nos partos normais foi de 44.71%. No entanto, o p-valor de 0.4239 sugere que essa diferença não tem significância estatística.

Tabela 4.1.1: Associação dos factores de risco associado a mortalidade perinatal

	Não morreu		Morreu		P-valor
	n	%	n	%	
Feminino	76	55,88	60	44,12	>0,5922
Masculino	129	52,65	116	47,35	
Peso ao nascer: $\geq$ 4000g	11	45,83	13	54,17	>0,4283
Peso ao nascer: 1000-1499g	0	0	1	100	
Peso ao nascer: 1500-1999g	4	66,67	2	33,33	
Peso ao nascer: 2000-2499g	19	45,24	23	54,76	
Peso ao nascer: 2500-3999g	171	55,52	137	44,48	
Apgar: <7	130	47,45	144	52,55	<**0,000**
Apgar: $\geq$ 7	75	70,09	32	29,91	
Idade gestacional: <37 semanas	21	47,73	23	52,27	>0,4239
Idade gestacional: $\geq$ 37 semanas	184	54,6	153	45,4	
Tipo de parto: Cesariana	90	52,02	83	47,98	>0,4239
Tipo de parto: Normal	115	55,29	93	44,71	

4.1.2 Análise da influência das variáveis associadas a mortalidade por asfixia perinatal

A Tabela 4.1.2 apresenta os coeficientes estimados ($\hat{\beta}$), razões de chances (OR), erros-padrão (E.P), t-valores e p-valores do modelo de regressão logística para a mortalidade por asfixia pré-natal. A constante do modelo tem um coeficiente de -0,084, com uma OR de 0,920 e um p-valor de 0,911, indicando que não é estatisticamente significativa.

O peso ao nascer foi categorizado em diferentes grupos, com o grupo de referência omitido na tabela. Para bebés com peso entre 1000-1499g, a estimativa do coeficiente foi extremamente alta (13.208), resultando em uma OR muito elevada (544963.7), mas com um erro-padrão extremamente grande (535.411), sugerindo instabilidade na estimativa. Além disso, o p-valor de 0.980 indica ausência de significância estatística. Para bebés com peso entre 1500-1999g, o coeficiente foi de -1.604, resultando em uma OR de 0.201, mas com um p-valor de 0,189, o que não indica uma associação estatisticamente significativa com a mortalidade. Da mesma forma, para pesos entre 2000-2499g e 2500-3999g, os coeficientes foram -0.054 e -0.317, respectivamente, com p-valores de 0.921 e 0.477, sugerindo que essas categorias não apresentam associações estatisticamente significativas com a mortalidade.

O escore de Apgar foi a única variável estatisticamente significativa no modelo. Bebés com Apgar igual ou superior a 7 tiveram um coeficiente de -1.064, com uma OR de 0.345, indicando que ter um Apgar mais alto reduz significativamente a chance de mortalidade. O p-valor inferior a 0.000

confirma que essa associação é altamente significativa.

O sexo masculino apresentou um coeficiente de 0,155 e uma OR de 1.168, mas o p-valor de 0.503 sugere que essa variável não tem efeito estatisticamente significativo sobre a mortalidade. A idade gestacional maior ou igual a 37 semanas teve um coeficiente de -0.071 e uma OR de 0.931, sem significância estatística (p-valor de 0,836). A idade materna teve um coeficiente positivo de 0.017 e uma OR de 1.017, sugerindo um leve aumento no risco de mortalidade com o aumento da idade da mãe, mas com um p-valor de 0.281, indicando que essa relação não é estatisticamente significativa.

O tipo de parto também não apresentou efeito significativo sobre a mortalidade, com um coeficiente de -0.036 e uma OR de 0.964 para partos normais, com p-valor de 0.869.

Tabela 4.1.2: Coeficientes do modelo de regressão logistica

	$\hat{\beta}$	OR	E.P ($\hat{\beta}$)	t-valor	P-valor
Constante	-0,084	0,920	0,744	-0,112	0,911
Peso ao nascer (1000-1499g)	13,208	544963,700	535,411	0,025	0,980
Peso ao nascer (1500-1999g)	-1,604	0,201	1,221	-1,313	0,189
Peso ao nascer (2000-2499g)	-0,054	0,948	0,543	-0,099	0,921
Peso ao nascer (2500-3999g)	-0,317	0,729	0,445	-0,711	0,477
Apgar (>=7)	-1,064	0,345	0,252	-4,217	**0,000**
Sexo Masculino	0,155	1,168	0,232	0,670	0,503
Idade gestacional (37 sem ou mais)	-0,071	0,931	0,346	-0,206	0,836
Idade da mãe	0,017	1,017	0,016	1,077	0,281
Tipo de parto (Normal)	-0,036	0,964	0,220	-0,164	0,869

4.1.3 Verificação de Multicolinearidade

Para verificar a presença de multicolinearidade nos dados, foram analisados o VIF e a tolerância de cada variável em estudo. Os resultados indicaram a ausência de multicolinearidade, uma vez que o VIF de todas as variáveis foi inferior a 10. Assim, conclui-se que não há duas ou mais variáveis independentes explicando simultaneamente a variável dependente mortalidade por asfixia perinatal.

Tabela 4.1.3: Multicolinearidade

	Multicolinearidade	
	VIF	**Tolerância**
Peso ao nascer	1,077	0,928
Apgar	1,016	0,985
Sexo	1,050	0,952
Idade gestacional	1,029	0,972
Idade da mãe	1,024	0,977
Tipo de parto	1,027	0,974

Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, foi aplicado o teste de Hosmer e Lemeshow, que verifica se o modelo explica adequadamente os dados observados e previstos para a variável mortalidade por asfixia pré-natal, considerando as seguintes hipóteses:

H_0: Os parámetros se ajusta aos dados
H_1: Os parámetros não se ajusta aos dados

A Tabela 4.1.4 apresenta os resultados do teste de ajustamento de Hosmer e Lemeshow, onde se observa que a estatística do teste qui-quadrado é igual a 6,20, com um p-valor de 0,63. Esse resultado indica que há evidências suficientes para não rejeitar a hipótese nula, permitindo concluir que o modelo se ajusta bem aos dados.

Tabela 4.1.4: Teste de Hosmer e Lemeshow

Qui-quadrado	**Graus de Liberdade**	**P- Valor**
6,20	8	0,63

4.1.4 Avaliação do desempenho do modelo

A curva ROC (Receiver Operating Characteristic) é uma ferramenta gráfica usada para avaliar o desempenho de um modelo de classificação binária.

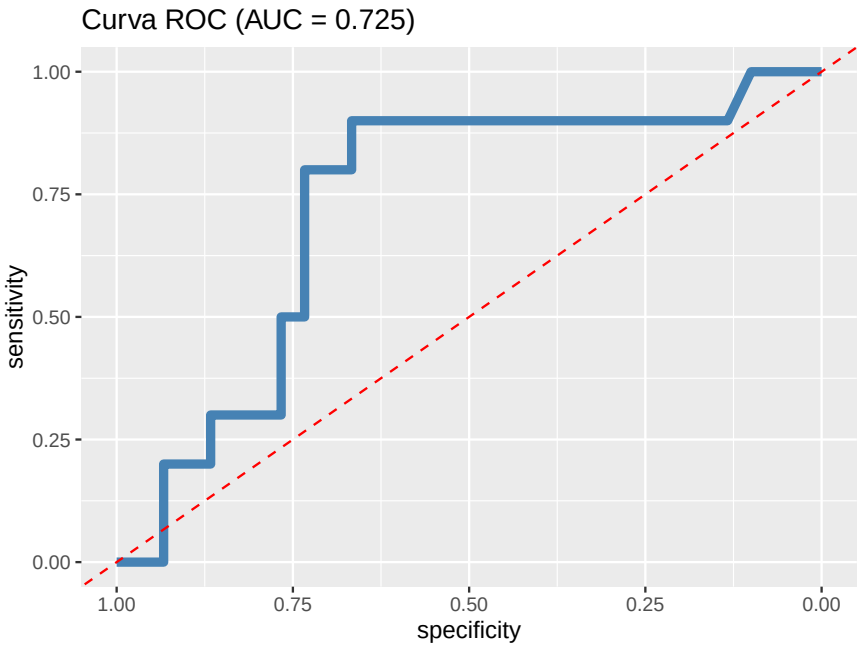


Figura 4.1.2: Curva Roc

Com base na Figura 4.1.2, verifica-se que o valor de AUC é de 0.725, o que significa que em média há uma probabilidade de 72.5% de que o modelo classifica correctamente uma observação positiva como mais provável de ser positiva do que uma observação negativa. A curva ROC está muito próxima do canto superior esquerdo do gráfico. Isso implica uma boa sensibilidade e especificidade, ou seja, o modelo tem uma alta boa de verdadeiros positivos e uma baixa taxa de falsos positivos. O valor bom do AUC sugere que o modelo é robusto e confiável para a classificação das classes. A probabilidade de erro de classificação é baixa.

4.2 Discussão dos resultados

Na análise dos resultados verificou-se que o escore de Apgar no 5º minuto foi a variável mais significativa associada à mortalidade por asfixia pré-natal. Os resultados indicaram que bebês com Apgar inferior a 7 apresentaram uma taxa de mortalidade de 52.55%, enquanto aqueles com escore superior tiveram uma taxa de 29.91%. O p-valor inferior a 0,000 confirma que essa associação é altamente significativa. Esses resultados estão alinhados com os estudos de Apgar (1953), que destacam a importância dessa medida como um indicador precoce da viabilidade neonatal. Além disso, pesquisas mais recentes, como as de Smith et al., (2019), corroboram que um Apgar reduzido está directamente relacionado a um maior risco de complicações neonatais e mortalidade.

Outras variáveis, como o sexo do recém-nascido, o peso ao nascer e o tipo de parto, não apresentaram associações estatisticamente significativas com a mortalidade por asfixia pré-natal. O peso ao nascer, embora reconhecido como um factor relevante para a sobrevivência do recém-nascido (WHO, 2018), não mostrou uma relação estatística forte no estudo. No entanto, estudos como o de Silva et al., (2020) sugerem que a interação entre baixo peso e outros factores, como prematuridade e complicações maternas, pode aumentar significativamente o risco de óbito neonatal.

O modelo de regressão logística utilizado para avaliar os factores associados à mortalidade neonatal foi validado pelo teste de Hosmer e Lemeshow, que indicou um bom ajuste aos dados, com um p-valor de 0,625. Além disso, a área sob a curva ROC (AUC) foi de 0.725, sugerindo que o modelo apresenta uma capacidade preditiva aceitável. Segundo Hosmer e Lemeshow (2000), uma AUC entre 0.7 e 0.8 indica um bom poder discriminativo do modelo, reforçando a confiabilidade dos resultados obtidos.

De acordo com os resultados, fica evidente que, apesar de o escore de Apgar ser um forte preditor da mortalidade neonatal, outros factores não incluídos na análise podem desempenhar um papel significativo. Estudos adicionais podem explorar variáveis socioeconómicas, acesso a cuidados de saúde e factores genéticos para um entendimento mais abrangente das causas da mortalidade neonatal.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 Conclusões

Os resultados deste estudo indicam que a baixa pontuação no escore de apgar no 5º minuto é um factor determinante para a mortalidade por asfixia pré-natal. A análise estatística demonstrou que bebés com Apgar menor que 7 possuem um risco significativamente maior de óbito neonatal, destacando a necessidade de monitoramento rigoroso e intervenções imediatas para recém-nascidos em condições críticas.

Apesar da relevância desse resultado, outras variáveis analisadas, como sexo do bebé, peso ao nascer e tipo de parto, não apresentaram significância estatística na explicação da mortalidade neonatal. No entanto, a literatura sugere que essas variáveis podem influenciar a mortalidade quando combinadas com outros factores, como condições maternas e acesso a cuidados neonatais de qualidade.

O modelo de regressão logística multípla aplicado mostrou-se adequado para a análise, conforme indicado pelos testes estatísticos. No entanto, sua capacidade de discriminação, representada por uma AUC de 0.725, sugere que há espaço para aprimoramentos, incluindo a incorporação de novas variáveis e métodos estatísticos mais robustos.

5.2 Recomendações

Como recomendações, sugere-se:

- A realização de estudos futuros que envolvam um conjunto mais amplo de variáveis, incluindo factores socioeconómicos, genéticos e de acesso à saúde, para um entendimento mais detalhado da mortalidade neonatal;
- O uso destes resultados pelo Ministério da Saúde para subsidiar políticas públicas voltadas à redução da mortalidade neonatal, garantindo monitoramento precoce e atendimento adequado a recém-nascidos em situação de risco.

REFERÊNCIAS

[1] Abrha MW, Asresu TT, Araya AA, Weldearegay HG. (**2019**) Healthcare Professionals' Knowledge of Neonatal Resuscitation in Ethiopia: Analysis from 2016 National Emergency Obstetric and Newborn Care Survey. Int J Pediatr. doi: 10.1155/2019/8571351. PMID: 31379952; PMCID: PMC6662461.

[2] Agresti, A. (**2002**). Categorical Data Analysis. 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc.

[3] Apgar, V. (1953). A proposal for a new method of evaluation of the newborn infant. Anesthesia & Analgesia, 32(4), 260-267.

[4] Andrade, M. K. (**2021**). Associação entre a asfixia perinatal e o estado nutricional do recém-nascido e seu impacto na mortalidade infantil no município de Porto Alegre. Porto Alegre.

[5] Aslam, H. M., & et al. (**2014**). Risk factors of birth asphyxia. Italian Journal of Pediatrics.

[6] Aguiar, W. M J.(**2000**).Reflexões a partir da psicologia sócio-histórica sobre a categoria consciência.

[7] Corrar, L. J., Paulo, E., & Dias Filho, J. M. (**2011**). Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. Atlas.

[8] Canete, S & Pires, A. (**2002**). Asfixia perinatal e comportamentomaternal. Análise Psicológica, 3 (XX): 439-448.

[9] Daripa, M; Galdas, H. M. G; Flores, L.P.O; Waldvogel, B. C; Guinbarg, R; Almeida, M. F. (**2013**). Perinatal asphyxia associated with early neonatal mortality: populational study of avoidable deaths. Rev Paul Pediatr;31(1):37-45.

[10] Direcção Nacional de Saúde Pública – DNSP; Instituto Nacional de Saúde – INS. (**2018**). Relatório sobre saúde e bem-estar da mulher, do recém-nascido, da criança e do adolescente.

[11] Gillam-Krakauer, M. G. (**2020**). Birth Asphyxia. British Medical Journal.

[12] Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (**1989**). Applied logistic regression. John Wiley & Sons.

[13] Hosmer, D.W., & Lemeshow, S. (**2000**). Applied Logistic Regression. Wiley.

[14] Hosmer, D.W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R.X. (**2013**). Applied Logistic Regression. Wiley.

[15] Hair, J.R., Anderson, R.E., Tatham, R.L., e Black, W.C. (2005). Análise multivariada de dados. Porto Alegre: Bookman.

[16] França, E. B. (**2017**). Principais causas da mortalidade na infância no Brasil, em 1990 e 2015: estimativas do estudo de Carga Global de Doença. **Rev Bras Epidemiol**, v. 20.

[17] Fávero, L.P., Belfiore, P., Silva, F.L., e Chan, B.L. (**2009**). Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões. Rio de Janeiro: Elsevier.

[18] Gongora, L. Q. (**2018**). Modelo de Regressão Logística aplicado aIndicadores de Risco do Fracionamento deCargas no Transporte Aéreo

[19] Holanda, R. M. (**2015**). Prevalência e fatores associados à asfixia perinatal a partir de uma amostra de nascidos vivos. Mossoró-RN.

[20] INE e UNFPA. (**2023**). Mortalidade Materna em Moçambique. Maputo.

[21] INE & ICF. (**2024**). Inquérito Demográfico e de Saúde em Moçambique 2022–23. Maputo, Moçambique e Rockville, Maryland, EUA: INE e ICF.

[22] Inter-Agency Group for Child Mortality Estimation (IGME) .(2020). Estimates Developed by the UN Inter-agency Group for Child Mortality Estimation. New York: United Nations Children's Fund. Disponível em: https://childmortality.org.

[23] Limaso AA, Dangisso MH, Hibstu DT.(**2020**). Neonatal survival and determinants of mortality in Aroresa district, Southern Ethiopia: a prospective cohort study. BMC Pediatr. :33. doi: 10.1186/s12887-019-1907-7. PMID: 31987037; PMCID: PMC6983969.

[24] Matos, A. C., Almeida, R. C., Andrade, T. V., & Pavione, M. A. (**2023**). Análise do perfil dos recém-nascidos com anóxia perinatal na Unidade de Terapia Intensiva Neonatal de uma maternidade privada em Sergipe. Research, Society and Development.

[25] MINGOTI, S. (**2005**). A. Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada. Belo Horizonte: Editora UFMG.

[26] Maione, J.J.(**2018**). Taxa de abandono do tratamento antirretroviral (TARV) e seus fatores associados em pacientes adultos inscritos no Centro de Saúde de Namacurra– Sede, no período de 1 de janeiro 2015 a 31 de dezembro 2016, na província da Zambézia, em Moçambique.

[27] Menard, S. (**2002**). Applied Logistic Regression Analysis. SAGE Publications.

[28] Mesquita, P.S.B. (**2014**). Um modelo de regressão logística para avaliação do nível de conhecimento em relação ao uso de métodos de planeamento familiar (Dissertação de Mestrado). Universidade Estadual do Norte Fluminense.

[29] Miranda, M. A., Latamblé, N. T., & Bouly, T. B. (**2018**). Asfixia al nacer: factores de riesgo materno y su repercusión en la mortalidad neonatal. Revista Informaión Cientifica.

[30] MISAU. (**2018**). Plano de Acção para cada Recém-nascido 2019 - 2023. Maputo.

[31] Ministério da Saúde de Moçambique.(**2019**). Relatório Anual de Avaliação do Desempenho do Sector Saúde. Maputo: MISAU.

[32] Meyer, A.N (**1980**). Análise da qualidade de vida no trabalho utilizando um modelo de regressão logística. Dissertação de Mestrado em Engenharia de produção. Ponto Grossa, Brasil.

[33] Muraskas, J., & Morrison, J. (**2010**). Asphyxia. In R. Polin & W. Fox (Eds.), Fetal and Neonatal Secrets (pp. 169-180). Elsevier.

[34] Moore, D. S. (**2006**). The basic practice of statistics (4th ed.). W. H. Freeman.

[35] Maroco,J. (**2007**). Análise estatística Com Utilização do SPSS, 3ª Edição. Lisboa: Edição Silabo.

[36] MISAU, M. d.-D.-D. (**2022**). Relatório de análise de mortalidade intra-hospitalar e suas causas em Moçambique, 2018 a 2021. Maputo.

[37] Varga, N. S. (**2012**). Marcadores prognóstios de evolução neonatal de recém-nascidos de termo portadores de asfixia perinatal. São Paulo.

[38] Peng, C.Y.J., Lee, K.L., & Ingersoll, G.M. (**2002**). An Introduction to Logistic Regression Analysis and Reporting. The Journal of Educational Research, 96(1), 3-14.

[39] Prodanov, Cleber C.; Freitas, Edson D. (**2013**). Metodologia do Trabalho Científico.

[40] Resende, L. T. (**2021**). Fatores de risco para mortalidade de recém-nascidos com asfixia perinatal em uma maternidade de risco habitual. São Cristóvão.

[41] Siegel, S. (**1988**). Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences. McGraw-Hill.

[42] Silva, P. (**2016**). Modelos de Regressãoo Linear e Logística utilizando o software R. Porto,Portugal.

[43] Santos, D. T., Rodrigues, A. F., Araújo, D. A., & Mendes, C. M. (**2021**). Asfixia perinatal: fatores de risco, morbidade e mortalidade em maternidade de referência no Estado do Piauí. Brazilian Journal of Health Review, 4 , 25958-25974.

[44] Sousa, S., & Vilan, A. (**2011**). Hipotermia terapêutica na encefalopatia hipóxico-isquêmica. Nascer e Crescer, 248-254.

[45] SOCHA, P. I., & al., e. (**2017**). Factores de riesgo asociados a asfixia perinatal em el Hospital Universitario Méderi, 2010-2011. Rev Cienc Salud, 345-56.

[46] Sousa, A. (**2006**). Introdução à Probabilidade e Estatística.

[47] ChermontA. G., SilvaE. F. A. da, VieiraC. C., FilhoL. E. C. de S., MatsumuraE. S. de S., & CunhaK. da C. (**2020**). Fatores de risco associados à prematuridade e baixo peso ao nascer nos extremos da vida reprodutiva em uma maternidade privada. Revista Eletrônica Acervo Saúde, (39), e2110. https://doi.org/10.25248/reas.e2110.2020

[48] Smith, M., Chambers, T., Abbott, M., & Signal, L. (**2019**). High stakes: Children's exposure to gambling and gambling marketing using wearable cameras. International Journal of Mental Health and Addiction. Advance online publication. https://doi.org/10.1007/s11469-019-00103-3

[49] Takazono PS, Golin MO. (**2013**). Asfixia perinatal: repercussões neurológicas e detecção precoce. **Rev Neurocienc**.

[50] Thilo, E. H., & Rosenberg, A. A. (**2005**). The Newborn Infant. New York: McGraw-Hill.

[51] UNICEF. (**2020**). Lançamento do Plano de Acção para Cada Recém-Nascido. Obtido em 11 de Maio de 2024, de UNICEF: https://www.unicef.org/mozambique/comunicados-de-imprensa/lançamento-do-plano-de-acção-para-cada-recém-nascido

[52] UNICEF. (**2021**). A situação das crianças em Moçambique.

[53] WHO. (**2024**). Newborn mortality. Obtido em 10 de Maio de 2024, de World Health Organization: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/newborn-mortality

[54] Woday, A., Muluneh, A., & Denis, C. (**2019**). Birth asphyxia and its associated factors among newborns in public hospital, northeast Amhara. PLoS ONE., 1-13.

[55] WHO, W. H. (**2018**). Pregnancy and Childbirth—Pregnancy, Childbirth, Postpartum and Newborn Care: A Guide for Essential Practice. Geneva.

[56] Zaconeta, C. A. (**2004**). Assistência ao Recém-nascido de Risco.

5.3 APÊNDICE

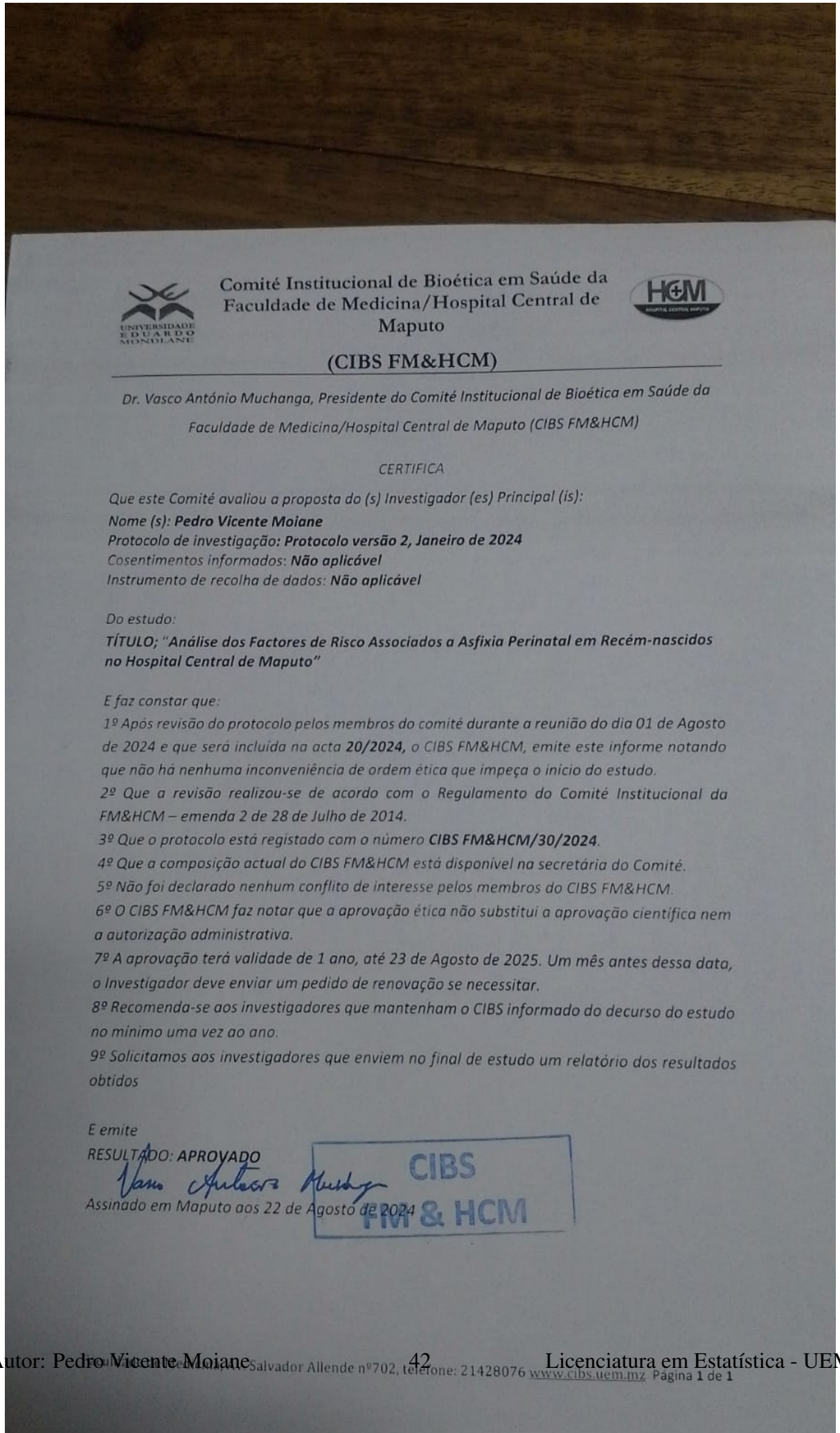
```
# import dataset

library(readxl)

DataBase<-read_excel("Desktop/All info/UEM/Mono-Pedro/base de dados/Data

View(DataBase)


# data preparation

library(dplyr)

# imputação de missings

table(DataBase$`Idaddade Gestacional`, exclude = NULL)


#corvert chr to numeric
DataBase$`Idaddade Gestacional` <- as.numeric(DataBase$`Idaddade Gestaci

DataBase$IdadeDaMae <- as.numeric(DataBase$IdadeDaMae)
DataBase$Peso <- as.numeric(DataBase$Peso)
DataBase$Apgar5 <- as.numeric(DataBase$Apgar5)



DataBase$Peso[is.na(DataBase$Peso)]<-median(DataBase$Peso, na.rm = TRUE)
DataBase$Apgar5[is.na(DataBase$Apgar5)]<-median(DataBase$Apgar5, na.rm =
DataBase$`Idaddade Gestacional`[is.na(DataBase$`Idaddade Gestacional`)]<
DataBase$Hiv[is.na(DataBase$Hiv)]<-median(DataBase$Hiv, na.rm = TRUE)


# create new variable

DataBase<-DataBase %>% rename(`Tipo de Parto`, tipo_de_parto=`Tipo de Pa
```

```
table(DataBase$tipo_de_parto, exclude=NULL)

DataBase<-DataBase %>% filter(DataBase$tipo_de_parto=="CESARIANA" | Data

table(DataBase$Apgar5, exclude = NULL)

DataBase$birth_weigth<-ifelse(DataBase$Peso>=500 & DataBase$Peso<=999,
"500-999g", ifelse(DataBase$Peso>999 & DataBase$Peso<=1499,
"1000-1499g", ifelse(DataBase$Peso>1499 & DataBase$Peso<=1999, "1500-199
ifelse(DataBase$Peso>1999 & DataBase$Peso<=2499, "2000-2499g",
ifelse(DataBase$Peso>2499 & DataBase$Peso<=3999, "2500-3999g", ">=4000g"
DataBase<-DataBase %>% mutate(Sexo=ifelse(Sexo=="F", "Feminino", "Mascul

DataBase<-DataBase %>% rename(`Idaddade Gestacional`, idadegesta=`Idadda

DataBase$gestational_age<-ifelse(DataBase$idadegesta<37, "< 37 sem", "37

DataBase$age<-ifelse(DataBase$IdadeDaMae<=18, "Áte 18 anos",
ifelse(DataBase$IdadeDaMae>18 & DataBase$IdadeDaMae<=34, "20-34", ">=34"

DataBase$apgar<-ifelse(DataBase$Apgar5<7, "<7", ">=7")


DataBase$HIV<-ifelse(DataBase$Hiv=="NEGATIVO" | DataBase$Hiv=="NEGATTIVO

# descriptive statistics

library(tidyverse)

freq <- as.data.frame(table(DataBase$Sexo))
colnames(freq) <- c("Sexo", "Frequencia")

freq$Percentual <- round(100 * freq$Frequencia / sum(freq$Frequencia), 1
freq$Label <- paste0(freq$Categoria, " (", freq$Percentual, "%)")

ggplot(freq, aes(x = "", y = Frequencia, fill = Sexo)) +
geom_bar(stat = "identity", width = 1) +
coord_polar("y", start = 0) +
theme_void() +  # Remove eixos para parecer uma pizza
```

```
geom_text(aes(label = Label), position = position_stack(vjust = 0.5))

freq <- as.data.frame(table(DataBase$age))
colnames(freq) <- c("Idade", "Frequencia")

freq$Percentagem <- (freq$Frequencia / sum(freq$Frequencia)) * 100

ggplot(freq, aes(x = Idade, y = Percentagem, fill = Idade)) +
geom_bar(stat = "identity") +  # `stat = "identity"` usa os valores exat
theme_minimal() +  # Tema limpo
xlab("Idade") +
ylab("Percentagem (%)") +
geom_text(aes(label = sprintf("%.1f%%", Percentagem)), vjust = -0.5)+
theme(legend.position = "none")


# associação entre as variáveis (using Chi-square test)

table1_abs <- table(Sexo, morte)
table1_rel<-round(prop.table(table1_abs, margin = 1)*100, 2)

final_table1<-cbind(table1_abs, table1_rel)

fisher.test(table1_abs)

table2_abs <- table(birth_weigth, morte)
table2_rel<-round(prop.table(table2_abs, margin = 1)*100, 2)

final_table2<-cbind(table2_abs, table2_rel)

fisher.test(table2_abs)


table3_abs <- table(apgar, morte)
table3_rel<-round(prop.table(table3_abs, margin = 1)*100, 2)

final_table3<-cbind(table3_abs, table3_rel)

fisher.test(table3_abs)
```

```
table4_abs <- table(gestational_age, morte)
table4_rel<-round(prop.table(table4_abs, margin = 1)*100, 2)

final_table4<-cbind(table4_abs, table4_rel)

fisher.test(table4_abs)


table5_abs <- table(tipo_de_parto, morte)
table5_rel<-round(prop.table(table5_abs, margin = 1)*100, 2)

final_table5<-cbind(table5_abs, table5_rel)

fisher.test(table4_abs)



# logistic binary regression estimate

#Divisão de base de dados (Trainamento vs Teste)

set.seed(1)

amostra<-sample(c(TRUE, FALSE), nrow(DataBase), replace = TRUE, prob=c(0

train<-DataBase[amostra,]
test<-DataBase[!amostra,]

attach(train)

model<-glm(morte~as.factor(birth_weigth)+as.factor(apgar)+as.factor(Sexo
as.factor(gestational_age)+IdadeDaMae+as.factor(tipo_de_parto), data=tra

summary(model)

#Odds ratio vs Intervalo de Confiança
exp(cbind(OR=coef(model), confint(model)))
```

```
#Curva ROC
library(ggplot2)
library(pROC)

predicted <- predict(model, newdata=test, type="response")

roc <- roc(test$morte, predicted)
auc <- round(auc(test$morte, predicted),4)

ggroc(roc, colour = 'steelblue', size = 2) +
ggtitle(paste0('Curva ROC ', '(AUC = ', auc, ')'))+
geom_abline(intercept = 1, slope = 1, colour = 'red', linetype = 'dashed
ggtitle(paste0('Curva ROC ', '(AUC = ', auc, ')'))

# O teste Hosmer e Lemeshow
library(ResourceSelection)
hoslem.test(train$morte,fitted(model),g=10)

# vif
library(car)
vif(model)

# tolerância

tolerancia<-1/vif(model)
tolerancia
```



Comité Institucional de Bioética em Saúde da Faculdade de Medicina/Hospital Central de Maputo

(CIBS FM&HCM)

Dr. Vasco António Muchanga, Presidente do Comité Institucional de Bioética em Saúde da Faculdade de Medicina/Hospital Central de Maputo (CIBS FM&HCM)

CERTIFICA

Que este Comité avaliou a proposta do (s) Investigador (es) Principal (is):
Nome (s): ***Pedro Vicente Moiane***
Protocolo de investigação: ***Protocolo versão 2, Janeiro de 2024***
Cosentimentos informados: ***Não aplicável***
Instrumento de recolha de dados: ***Não aplicável***

Do estudo:
TÍTULO; "Análise dos Factores de Risco Associados a Asfixia Perinatal em Recém-nascidos no Hospital Central de Maputo"

E faz constar que:
1º Após revisão do protocolo pelos membros do comité durante a reunião do dia 01 de Agosto de 2024 e que será incluida na acta ***20/2024,*** *o CIBS FM&HCM, emite este informe notando que não há nenhuma inconveniência de ordem ética que impeça o início do estudo.*
2º Que a revisão realizou-se de acordo com o Regulamento do Comité Institucional da FM&HCM – emenda 2 de 28 de Julho de 2014.
3º Que o protocolo está registado com o número ***CIBS FM&HCM/30/2024****.*
4º Que a composição actual do CIBS FM&HCM está disponivel na secretária do Comité.
5º Não foi declarado nenhum conflito de interesse pelos membros do CIBS FM&HCM.
6º O CIBS FM&HCM faz notar que a aprovação ética não substitui a aprovação cientifica nem a autorização administrativa.
7º A aprovação terá validade de 1 ano, até 23 de Agosto de 2025. Um mês antes dessa data, o Investigador deve enviar um pedido de renovação se necessitar.
8º Recomenda-se aos investigadores que mantenham o CIBS informado do decurso do estudo no mínimo uma vez ao ano.
9º Solicitamos aos investigadores que enviem no final de estudo um relatório dos resultados obtidos

E emite
RESULTADO: ***APROVADO***
Assinado em Maputo aos 22 de Agosto de 2024

CIBS FM & HCM

Av. Salvador Allende nº702, telefone: 21428076 www.cibs.uem.mz Página 1 de 1

HOSPITAL CENTRAL DE MAPUTO
DIRECÇÃO CIENTÍFICA E PEDAGÓGICA

Autorização para recolha de dados

Servimo-nos deste meio para informar que o Sr. Pedro Vicente Moiane, está autorizada a recolher dados para o estudo" **Análise dos factores de risco associados a asfixia perinatal em recém-nascidos no Hospital Central de Maputo**" a decorrer no Departamento de Planificação e Estatística do HCM.

Com os melhores cumprimentos.

Data, 26 de Agosto de 2024

A Directora Científica e Pedagógica

Profª. Doutora Cesaltina Lorenzoni

(Médica Patologista MSc, MPH, PhD)

Endereço:
Hospital Central de Maputo
Direcção Geral
Av. Agostinho Neto
Maputo - Moçambique

Telefone: 258(21)320012/14
Fax: 258(21) 320828
Email: hcm@tvcabo.co.mz
Caixa Postal nº 1164