



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

RODOLFO DOS SANTOS RIBEIRO

DESENVOLVIMENTO DE UMA FERRAMENTA PARA TREINAMENTO EM
LEITURAS DE MAMOGRAFIAS DIGITAIS

Uberlândia

2016

RODOLFO DOS SANTOS RIBEIRO¹

DESENVOLVIMENTO DE UMA FERRAMENTA PARA TREINAMENTO EM
LEITURAS DE MAMOGRAFIAS DIGITAIS

Dissertação de mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Engenharia Biomédica

Orientador: Prof^ª. Dr^ª. Ana Cláudia Patrocínio

Uberlândia

2016

¹ A Bolsa de Estudos, para esta pesquisa, foi concedida pela Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais (FAPEMIG)

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

R484d Ribeiro, Rodolfo dos Santos, 1990
2016 Desenvolvimento de uma ferramenta para treinamento de
radiologistas em leituras de mamografias digitais / Rodolfo dos Santos
Ribeiro. - 2016.
103 f. : il.

Orientadora: Ana Claudia Patrocínio.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica.
Inclui bibliografia.

1. Engenharia biomédica - Teses. 2. Mamas - Radiografia - Teses. 3.
Mama - Câncer - Teses. 4. Pessoal da área médica - Treinamento - Teses.
I. Patrocínio, Ana Claudia. II. Universidade Federal de Uberlândia.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica. III. Título.

CDU: 62:61

RODOLFO DOS SANTOS RIBEIRO

DESENVOLVIMENTO DE UMA FERRAMENTA PARA TREINAMENTO EM
LEITURAS DE MAMOGRAFIAS DIGITAIS

Dissertação de mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Engenharia Biomédica

Uberlândia, 31 de outubro de 2016.

Banca Examinadora:

Ana Claudia Patrocínio, Dr^a – FEELT / UFU (Orientadora)

Alexandre Cardoso, Dr – FEELT / UFU

Simone Elias Martinelli, Dr^a – Escola Paulista de Medicina – Universidade Federal de São Paulo

Prof^a. Ana Claudia Patrocínio, Dr^a.

Orientadora

Prof. Edgard Afonso Lamounier Júnior, Dr.

Coordenador da Pós-Graduação

*Dedicado a todos que contribuíram para
Tornar este trabalho realidade*

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer aos professores que me ajudaram durante os meus primeiros anos de pesquisa, ainda na graduação: a professora Aurélia Aparecida de Araújo Rodrigues da Faculdade de Matemática da Universidade Federal de Uberlândia, que me mostrou que era possível fazer ótimas pesquisas por meio de novos métodos estatísticos e ao professor João Batista Destro Filho, que me ajudou muito a conseguir meu intercâmbio.

Agradeço à minha orientadora Ana Claudia Patrocínio, que está comigo desde o meu trabalho de conclusão de curso e soube me mostrar os caminhos mais eficientes para que esta pesquisa acontecesse. Obrigado principalmente por sua amizade e compreensão.

Obrigado aos meus colegas do Laboratório de Engenharia Biomédica, que sempre me ajudaram em questões acadêmicas e pessoais. Ali fiz amigos que quero levar para toda a vida.

Obrigado ao grupo de pesquisas em imagens médicas, coordenado pela professora Ana Claudia, que se mostra cada vez mais unido e com quem sempre pude contar quando buscava opiniões sobre o trabalho que estava desenvolvendo.

Agradeço à minha família, que me apoia de todas as formas e sem os quais nada disso seria possível. Obrigado ao meu pai Paulo, minha mãe Néria, minha irmã Juliana e meu sobrinho Leonardo. Obrigado também à minha namorada Daniela, que esteve ao meu lado desde os primeiros artigos lidos até as últimas vírgulas desta dissertação.

*"Nada na vida é tão importante quanto você pensa que é
Quando está pensando a respeito"*

Daniel Kahneman

RESUMO

RIBEIRO, R. S. **Desenvolvimento de uma ferramenta para treinamento em leituras de mamografias digitais.** 2016. 103 Folhas. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2016.

A transição dos mamógrafos do modelo analógico para o digital gerou mudanças no fluxo de trabalho, na forma e no ambiente de análise das mamografias. Porém, treinamento e experiência ainda são fatores fundamentais para que o profissional realize um laudo preciso neste exame. Este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de uma ferramenta de treinamento na leitura de mamografias digitais a que funciona de forma autônoma, permite que o usuário realize seu treinamento em horários escolhidos por ele e depende minimamente de um tutor para acompanhar seu treinamento. Toda a base de dados é composta por exames provenientes de equipamentos do tipo DR (FFDM – *Full Field Digital Mammography*) e a terminologia utilizada segue o padrão BI-RADS[®]. Há ainda ferramentas para manipulação de brilho e contraste, diferentes formas de visualização das imagens, *feedback* sobre os laudos realizados (com índices como Kappa e curvas ROC) e um algoritmo que sugere de forma individualizada os próximos casos a serem analisados, com base no padrão de erros do usuário em análises anteriores. O usuário pode ainda acompanhar sua performance por meio de gráficos que mostram seu desempenho ao longo do tempo e rever as respostas que deu em exames específicos, permitindo assim a discussão do caso com outros profissionais.

Palavras-chave: Mamografia. Câncer de mama. Treinamento. Ferramenta autônoma

ABSTRACT

RIBEIRO, R. S. **Development of tool for training in digital mammography reading.** 2016. 103 Folhas. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2016.

Analogic to digital transition in mammography changed the workflow and the way exams are analyzed and the analysis place. However, training and experience are still key factors for precise diagnosis. This work aims to develop a software for self-training in digital mammography, allowing user to perform his training on his own time and with minimum tutor participation. Database is digital images only (from FFDM equipment) and mammography is analyzed using BI-RADS© terms. There are also brightness and contrast tools, different image visualization layouts, feedback for current performance (using Kappa value and ROC curves) and an algorithm to automatically choose next exams to analyze. User can follow his performance through charts and statistics. User can also review previous exams, in order to check his errors and discuss cases with colleagues.

Keywords: Mammography. Breast Cancer. Training. Autonomous tool

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Exemplo de densidade Mamária – Densidade A: mama praticamente toda gordurosa (A), densidade B: áreas fibroglandulares dispersas (B), densidade C: mama heterogeneamente densa (C), densidade D: mama extremamente densa (D).....	21
Figura 4.1: Exemplo de curva ROC.....	31
Figura 5.1: Casos de uso 1.....	40
Figura 5.2: Casos de uso 2.....	41
Figura 5.3: Esquema do banco de dados – Exames.....	43
Figura 5.4: Esquema do banco de dados – Laudos.....	45
Figura 5.5: Ícone do <i>Mamografia em Foco</i>	47
Figura 5.6: Tela de login.....	48
Figura 5.7: Janelas de alerta: (a) usuário não cadastrado e (b) senha incorreta.....	48
Figura 5.8: Interface de cadastro de usuários.....	49
Figura 5.9: Exemplo de janela de erro no cadastro de novo usuário.....	50
Figura 5.10: Tela de <i>Splash</i>	50
Figura 5.11: Interface de visualização das imagens para 1 monitor com incidências (a) craniocaudal direita (b) craniocaudal esquerda (c) médio lateral direita (d) médio lateral esquerda.....	51
Figura 5.12: Modo de dois monitores.....	52
Figura 5.13: Diferentes modos de visualização de imagem em um monitor: (a) duas incidências médio laterais oblíquas, (b) duas incidências craniocaudais, (c) duas incidências da mama direita e (d) duas incidências da mama esquerda.	53
Figura 5.14: Visualização de uma única imagem em um monitor.....	54
Figura 5.15: Incidências craniocaudais visualizadas em dois monitores.....	55
Figura 5.16: Incidências médio laterais visualizadas em dois monitores.....	56
Figura 5.17: Barra de ferramentas para nível de usuário e visualização em um monitor.....	57
Figura 5.18: Barra de ferramentas para nível de administrador e visualização de um monitor.....	57
Figura 5.19: Barra de ferramentas do monitor esquerdo – modo de dois monitores.....	58
Figura 5.20: Barra de ferramentas para o monitor direito – modo de dois monitores.....	58

Figura 5.21: Interface de visualização de imagens adicionais: (a) alternância entre imagens, (b) quantidade de imagens adicionais existentes, (c) alteração de brilho e contraste da imagem.....	59
Figura 5.22: Imagens visualizadas com barras de alteração de brilho e contraste (a).....	60
Figura 5.23: Comparação entre imagem original (a) e com alteração de brilho e contraste (b).....	60
Figura 5.24: Interface de análise de posicionamento da mama.....	62
Figura 5.25: Interface para realização de laudo.....	64
Figura 5.26: Informações adicionais sobre nódulos (a) e calcificações (b).....	65
Figura 5.27: Indicação do tipo de assimetria.....	65
Figura 5.28: Sugestão de conduta para (a) Mama Direita (b) Mama Esquerda.....	66
Figura 5.29: Feedback de desempenho.....	67
Figura 5.30: Interface de revisão dos casos analisados.....	68
Figura 5.31: Janela de confirmação de mudança para modo de edição de banco de dados.....	69
Figura 5.32: Interface de adição de novos exames – (a) Modo de edição do banco de dados.....	70
Figura 5.33: Caixa de diálogo de erro ao adicionar imagem.....	70
Figura 5.34: Modo de adição de imagens manual – (a) Adição automática de Imagens.....	71
Figura 5.35: Opção de excluir Imagem.....	71
Figura 5.36: Adição de laudo BI-RADS [®]	72
Figura 6.1: Sugestão de casos iniciais.....	73
Figura 6.2: Sugestão de novos casos.....	74
Figura 7.1: Curva ROC para usuário 1.....	81
Figura 7.2: Evolução do usuário 1.....	82
Figura 7.3: Curva ROC para usuário 2.....	83
Figura 7.4: Evolução do usuário 2.....	84
Figura 7.5: Curva ROC para usuário 3.....	85
Figura 7.6: Evolução do usuário 3.....	86
Figura 7.7: Curva ROC para o usuário 4.....	87
Figura 7.8: Evolução do usuário 4.....	88
Figura 7.9: Curva ROC para o usuário 5.....	89
Figura 7.10: Evolução do usuário 5.....	90
Figura 7.11: Curva ROC do desempenho geral.....	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: Estrutura de laudo BI-RADS [©]	20
Tabela 2.2: Classificação de densidade mamária de acordo com o atlas BI-RADS [©]	21
Tabela 2.3: Categorias BI-RADS [©]	23
Tabela 4.1: Tabela de contingência 2x2.....	29
Tabela 4.2: Nível de concordância do índice Kappa.....	32
Tabela 5.1: Número de ocorrências por categoria BI-RADS [©]	35
Tabela 5.2: Número de ocorrências de cada Densidade Mamária.....	35
Tabela 5.3: Número de ocorrências de achados mamográficos.....	36
Tabela 5.4: Número de ocorrências de cada tipo de linfonodo axilar.....	36
Tabela 6.1: Classificações de erro grave para densidade mamária.....	76
Tabela 6.2: Classificações de erro grave para classificação BI-RADS [©]	77
Tabela 7.1: Desempenho do usuário 1 para classificação BI-RADS [©]	80
Tabela 7.2: Desempenho do usuário 2 para classificação BI-RADS [©]	83
Tabela 7.3: Desempenho do usuário 3 para classificação BI-RADS [©]	85
Tabela 7.4: Desempenho do usuário 4 para classificação BI-RADS [©]	87
Tabela 7.5: Desempenho do usuário 5 para classificação BI-RADS [©]	89
Tabela 7.6: Desempenho de todos os usuários para classificação BI-RADS [©]	91

LISTA DE QUADROS

Quadro 1.1: Recomendações para o rastreamento mamográfico no Brasil.....	16
Quadro 2.1: Descrição da localização para as lesões.....	24
Quadro 5.1: Descrição do problema.....	37
Quadro 5.2: Perfil do usuário.....	38
Quadro 5.3: Descrição da localização para as lesões.....	46
Quadro 6.1: Exemplo de matriz da análise do banco de dados.....	75
Quadro 6.2: Exemplo de matriz da análise dos erros do usuário.....	77
Quadro 6.3: Exemplo de matriz de pontuações dos exames.....	78
Quadro 7.1: Performance do usuário 1 nas sessões de treinamento.....	80
Quadro 7.2: Performance do usuário 2 nas sessões de treinamento.....	82
Quadro 7.3: Performance do usuário 3 nas sessões de treinamento.....	84
Quadro 7.4: Performance do usuário 4 nas sessões de treinamento.....	86
Quadro 7.5: Performance do usuário 5 nas sessões de treinamento.....	88
Quadro 7.6: Performance geral dos usuários nas sessões de treinamento.....	91
Quadro 7.7: Performance de residentes em radiologia e mastologia na análise de densidade mamária.....	92

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
2	LAUDOS E BI-RADS [©]	20
3	ESTADO DA ARTE DE SOFTWARE DE TREINAMENTO	25
4	MÉTODOS ESTATÍSTICOS USADOS PARA MEDIR ACURÁCIA EM DIAGNÓSTICO POR IMAGEM	29
5	DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE TREINAMENTO	34
5.1	Planejamento.....	34
5.1.1	Coleta de Imagens e Caracterização do Problema	34
5.1.2	Descrição do problema.....	37
5.1.3	Análise do usuário.....	37
5.1.4	Análise de Requisitos.....	38
5.1.5	Casos de Uso	39
5.1.6	Ambiente de desenvolvimento.....	41
5.1.7	Biblioteca para leitura de imagens DICOM.....	41
5.1.8	Banco de dados	42
5.2	Interfaces de usuário	47
5.2.1	Ícone.....	47
5.2.2	Interface de login	48
5.2.3	Cadastro de novos usuários.....	48
5.2.4	Tela de Splash	50
5.2.5	Tela de visualização das imagens	50
5.2.6	Barra de ferramentas	56
5.2.7	Visualização de imagens adicionais.....	58
5.2.8	Controle de brilho e contraste	59
5.2.9	Controles por movimento do mouse e cliques	61
5.3	Laudo	61
5.3.1	Análise de posicionamento da mama.....	61
5.3.2	Laudo BI-RADS [©]	63
5.3.3	Sugestão de conduta.....	65
5.4	Feedback do desempenho do usuário	66

5.4.1	Indicadores de desempenho	67
5.4.2	Revisão de casos	68
5.5	Cadastro de novos exames	68
6	TREINAMENTO	73
6.1	Algoritmo de sugestão de casos	73
7	RESULTADOS DOS TESTSE DE USO REALIZADOS POR RESIDENTES E DISCUSSÕES	79
8	CONCLUSÃO	93
9	TRABALHOS FUTUROS.....	95
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	96
	APÊNDICE 1 – CORRESPONDÊNCIA DE TERMOS NO BANCO DE DADOS ...	101

1 INTRODUÇÃO

O câncer de mama é o segundo tipo mais comum no Brasil entre as mulheres, estando atrás somente do câncer de pele do tipo não-melanoma, com estimativa de 57.960 novos casos no país no ano de 2016. Mundialmente, ele representa 25% de todos os tipos de câncer diagnosticados em mulheres e 15% das mortes de mulheres por câncer (INSTITUTO NACIONAL DO CÂNCER JOSÉ ALENCAR GOMES DA SILVA, 2016).

Na década de 1930 começaram as primeiras discussões sobre o uso da mamografia como forma de detecção precoce de câncer de mama e o consequente aumento da sobrevida do paciente (GERSHON-COHEN, 1937).

Dada a importância da doença, programas de rastreamento mamográfico foram implementados a partir da década de 1980 em todo o mundo, visando a detecção precoce dos tumores. Atualmente, já existem programas deste tipo em vários países do mundo, entre eles: Austrália, Canadá, Dinamarca, Finlândia, Islândia, Itália, Holanda, Espanha, Suécia e Brasil (SCHOPPER; DE WOLF, 2009). No Brasil, as recomendações para o rastreamento mamográfico seguem o proposto no Quadro 1.1. São considerados pacientes com risco elevado: aqueles com histórico de câncer de ovário, câncer de mama masculino ou câncer de mama bilateral em familiares de primeiro grau de qualquer idade ou ainda histórico de câncer de mama feminino unilateral em familiar de primeiro grau antes dos 50 anos.

Quadro 1.1: Recomendações para o rastreamento mamográfico no Brasil.

População-alvo	Periodicidade dos exames
Mulheres de 40 a 49 anos	Exame clínico das mamas anual e, se alterado, mamografia diagnóstica
Mulheres de 50 a 69 anos	Exame clínico anual das mamas e mamografia de rastreamento a cada 2 anos
Mulheres de 35 anos ou mais com risco elevado	Exame clínico anual das mamas e mamografia de rastreamento anual

Fonte: Instituto Nacional do Câncer José Alencar Gomes da Silva, 2016.

Com esta política, o governo brasileiro comprometeu-se a realizar mamografia de rastreamento anual em uma considerável parcela da população, necessitando aparelhar as instituições de saúde públicas para conseguir suprir tamanha demanda. Além disso, é preciso

ter mão de obra qualificada para realizar os exames, interpretar as imagens e encaminhar os pacientes para o tratamento mais adequado.

Os mamógrafos, assim como outras tecnologias médicas, passaram por grandes evoluções nos últimos anos. Os equipamentos analógicos estão sendo substituídos pelos do tipo CR (*Computed Radiography*, ou radiografia computadorizada em português) e DR (*Digital Radiography*, ou radiografia digital em português), que são equipamentos FFDM – *Full Field Digital Mammography*. Estas tecnologias, além de serem ecologicamente mais corretas por dispensarem o uso de produtos químicos na revelação dos filmes, possuem algumas vantagens em relação aos sistemas analógicos:

- Facilidade no armazenamento dos exames dos pacientes, já que agora eles podem ser guardados em computadores e servidores;
- Rápido acesso ao histórico clínico do paciente, uma vez que todos os exames estão armazenados digitalmente na instituição de saúde;
- Possibilidade de manipulação de parâmetros como brilho e contraste para facilitar a análise;
- Interpretação dos exames utilizando monitores e software dedicados;
- Possibilidade do uso de sistemas de auxílio ao diagnóstico (Esquemas CAD – *Computer-Aided Diagnosis*);

Os equipamentos do tipo DR atuais conseguem ter uma imagem melhor e uma dose menor no paciente em relação aos equipamentos analógicos e aos equipamentos do tipo CR (STANTIC et al., 2013).

Porém, sabe-se que é necessário direcionar o treinamento dos profissionais que realizam a leitura dos exames em monitores, já que há diferenças entre as formas de análises em imagens digitais e analógicas (OBENAUER et al., 2003).

Para um serviço mamográfico de qualidade, é preciso também investir em treinamento do pessoal, pois a experiência e o treinamento do radiologista interferem diretamente na qualidade dos diagnósticos que ele faz (NODINE et al., 1999). Por isso, o colégio americano de radiologia (*American College of Radiology – ACR*) define que médicos responsáveis por laudo de mamografia devem ter treinamento específico na área de no mínimo 3 meses (420 horas), com 90 horas de estudo sobre radiação e educação continuada (ACR, 2014). Exige-se que o treinamento seja feito com o acompanhamento de um tutor, de forma presencial. A educação continuada, porém, pode ser feita por meio de programas de computador.

A portaria 531 de 2012 do Ministério da Saúde propõe o Programa Nacional de Qualidade em Mamografia. Este programa estabelece um conjunto de medidas que um serviço de mamografia deve tomar para que seja considerado de qualidade. Entre estas medidas, está prevista a capacitação e atualização constante dos profissionais da saúde na realização da mamografia, além da capacitação médica para a avaliação da qualidade das imagens clínicas das mamas e dos laudos de mamografia. Porém, o programa não especifica o que a capacitação dos profissionais deve abordar (BRASIL, 2012). Em 2013 foi publicada a portaria 2898, também do Ministério da Saúde, que complementa e atualiza a portaria 531. Porém, nela também não são especificados os tópicos que a capacitação do profissional deve seguir e nem os testes que devem ser feitos para a mamografia digital (BRASIL, 2013).

No Brasil, existe uma padronização dos laudos mamográficos de acordo com o que é determinado pelo Sistema de Informação do câncer de Mama (SISMAMA). Esta padronização dos laudos permitiu que fossem feitos levantamentos estatísticos sobre os casos de câncer de mama no país, além de facilitar a comunicação entre instituições de saúde. O SISMAMA é inspirado no protocolo proposto pelo atlas BI-RADS[®] (SICKLES; D'ORSI CJ; BASSETT, 2013). Ele, porém, não abrange todos os pontos do atlas BI-RADS[®] e acrescenta a análise de linfonodos axilares, por exemplo.

Sabe-se que o Brasil tem uma deficiência no treinamento dos residentes responsáveis pelos laudos de mamografia. Não há conhecimento profundo sobre o protocolo proposto pelo atlas BI-RADS[®] e existe a dificuldade na distinção entre lesões benignas e lesões suspeitas (CARNEIRO; MAMERE; PATROCINIO, 2015).

Conclui-se então que o profissional responsável pela leitura das mamografias deve realizar treinamento específico na área e se familiarizar tanto com imagens provenientes de equipamento do tipo DR quanto com as padronizações propostas pelo BI-RADS[®]. Para fins de treinamento, monitores do tipo LCD comuns podem substituir estações de laudo monocromáticas sem prejuízos ao aprendizado (CHEN et al., 2010).

O objetivo deste trabalho, portanto, foi o desenvolvimento de um *software* nomeado **Mamografia em Foco** para o treinamento de médicos radiologistas e residentes na leitura de mamografias digitais. O *software* deve oferecer apenas imagens provenientes de equipamentos do tipo DR, minimizar a participação do tutor no treinamento, estar de acordo com a edição mais recente do atlas BI-RADS[®] e permitir que o usuário realize seu treinamento com a maior liberdade de horários possível.

Como objetivos específicos:

- Desenvolver uma interface amigável e que simule o software de realização de laudos e visualização de exames existentes na prática clínica;
- Personalizar o treinamento para cada usuário, de acordo com seu desempenho;
- Disponibilizar o maior número de casos com diferentes graus de complexidade;
- Apresentar *feedback* ao longo do processo e ao final do treinamento com índices de desempenho.

Este trabalho está dividido em 9 capítulos. Além deste capítulo introdutório, o texto tem a seguinte estrutura:

- **Capítulo 2 – Laudos e BI-RADS[®]:** Explicação sobre o modelo de laudos do atlas BI-RADS[®]
- **Capítulo 3 – Estado da arte de *software* de treinamento:** Apresentação sobre o estado da arte dos softwares de treinamento em leituras de mamografias;
- **Capítulo 4 – Métodos estatísticos usados para medir acurácia em diagnóstico por imagem:** Explicação sobre as medidas usadas para avaliação de desempenho do laudo neste trabalho;
- **Capítulo 5 – Desenvolvimento do sistema de treinamento:** Descrição sobre o desenvolvimento do *software*, com explicação das funções e interfaces existentes;
- **Capítulo 6 - Treinamento:** Descrição do algoritmo de sugestão de casos implementado no trabalho;
- **Capítulo 7 – Resultados dos testes de uso realizados por residentes e discussões:** Resultados dos testes de uso, bem como as discussões destes resultados;
- **Capítulo 8 - Conclusão:** Conclusões gerais do trabalho;
- **Capítulo 9 – Trabalhos futuros:** Sugestões de trabalhos futuros;

2 LAUDOS E BI-RADS[®]

O sistema de laudos BI-RADS[®], feito pelo ACR, começou na década de 1980 para tentar resolver a falta de padronização nos laudos de mamografia. Sua ampla adoção permitiu avanços em áreas como: pesquisa clínica, cuidado do paciente, controle de qualidade e comunicação entre médicos (BURNSIDE et al., 2009). Em 2013 o atlas teve sua quinta versão publicada (SICKLES; D'ORSI CJ; BASSETT, 2013).

A estrutura de laudos de mamografia proposta pelo atlas BI-RADS[®] é apresentada na Tabela 2.1 (SICKLES; D'ORSI CJ; BASSETT, 2013).

Tabela 2.1: Estrutura de laudo BI-RADS[®].

Estrutura de laudo BI-RADS[®]
1. Indicação do exame
2. Descrição da composição mamária
3. Descrição de achados relevantes
4. Comparação com exames anteriores, se necessário
5. Classificação BI-RADS [®]
6. Conduta

Fonte: Adaptado de Sickles, 2013.

A etapa de indicação do exame fornece uma descrição breve do que levou o paciente a fazer aquela mamografia. Entre as principais opções para isto estão: mamografia de rastreamento de rotina, reconvocação e avaliação de algum achado importante.

No item 2, de descrição da composição mamária, é avaliada a densidade da mama. A sensibilidade para detecção de algumas lesões, principalmente microcalcificações, diminui à medida que a densidade mamária aumenta. Quanto maior a densidade mamária, maior a lesão que pode ser ocultada pelos tecidos fibroglandulares. O atlas BI-RADS[®] propõe quatro diferentes classificações de densidade mamária: A, B, C, D. Nesta classificação, uma mama de densidade A é praticamente toda gordurosa e de densidade D uma mama praticamente toda composta por tecido fibroso, conforme mostrado na Tabela 2.2.

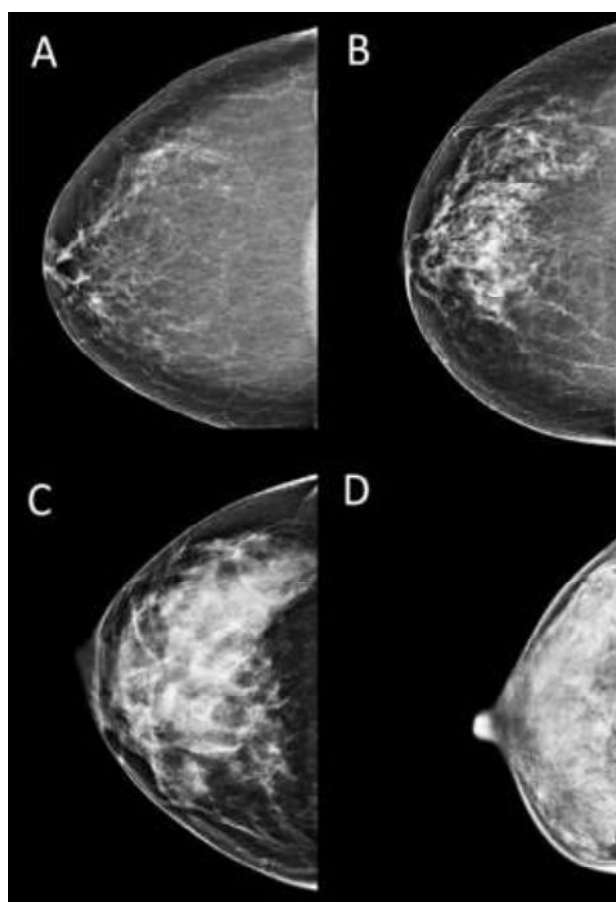
Tabela 2.2: Classificação de densidade mamária de acordo com o atlas BI-RADS[®].

Densidade mamária de acordo com o atlas BI-RADS [®]
A. Mama praticamente toda gordurosa;
B. Áreas fibroglandulares dispersas;
C. Mama heterogeneamente densa;
D. Mama extremamente densa;

Fonte: Adaptado de Sickles, 2013.

A Figura 2.1 mostra um exemplo das diferentes classificações de densidade mamária, com mamas de densidade A, B, C e D. Percebe-se a predominância de tecido fibroglandular na mama de densidade D e de tecido gorduroso na mama de densidade A.

Figura 2.1: Exemplo de densidade Mamária – Densidade A: mama praticamente toda gordurosa (A), densidade B: áreas fibroglandulares dispersas (B), densidade C: mama heterogeneamente densa (C), densidade D: mama extremamente densa (D).



Fonte: Adaptado de Sickles, 2013.

A etapa três consiste na classificação de achados mamográficos relevantes. O atlas BI-RADS[©] aponta as seguintes estruturas para serem citadas:

- Nódulo: descrever o tamanho, morfologia (forma e margem), densidade, calcificações associadas, achados associados e localização;
- Calcificações: descrever a morfologia (tipicamente benigna ou provavelmente maligna), distribuição, achados associados e localização;
- Distorção Arquitetural: descrever também calcificações associadas, achados associados e localização;
- Assimetrias: classificar como assimetria, assimetria global, assimetria focal, assimetria em desenvolvimento e citar achados associados, calcificações associadas e lesões;
- Linfonodo intramamário: citar localização;
- Lesões de pele: citar localização;
- Ducto solitário dilatado: citar localização.

Caso um ou mais destes achados for localizado no exame de mamografia, deve ser citado e descrito no laudo.

A etapa 4, de comparação com exames anteriores, deve ser feita sempre que o médico responsável julgar necessário. Ela é muito usada para avaliar se uma lesão benigna detectada em exame anterior teve alguma mudança desde o último exame do paciente.

A etapa 5 é a classificação BI-RADS[©]. Cada classificação tem uma conduta apropriada e indica uma probabilidade de malignidade. Conforme mostrado na Tabela 2.3, a classificação vai de 0 a 6. A categoria 0 indica que não foi possível determinar o grau de suspeita de malignidade do exame e a categoria 6 só é dada quando a malignidade é comprovada por biópsia. Apesar da categoria 4 possuir subdivisões, a indicação de conduta para todas é a biópsia.

A classificação da categoria BI-RADS[©] deve ser feita em concordância com os achados mamográficos indicados na etapa anterior do laudo.

Por fim, deve ser indicada a conduta a ser adotada com o paciente. Esta conduta deve estar de acordo com o que foi indicado na descrição dos achados mamográficos e na classificação BI-RADS[©].

Tabela 2.3: Categorias BI-RADS[®].

Categoria	Conduta	Probabilidade de malignidade
0 – Incompleto	Reconvocação do paciente	-
1 – Negativo	Mamografia de rotina	0%
2 – Achado benigno	Mamografia de rotina	0%
3 – Achado provavelmente benigno	Mamografia em 6 meses	0% < 2%
4 – Achado suspeito		> 2% < 95%
4A: Baixa suspeita para malignidade;		> 2% ≤ 10%
4B: Suspeita moderada para malignidade;	Biópsia	> 10% ≤ 50%
4C: Alta suspeita para malignidade		> 50% < 95%
5 – Achado bastante sugestivo de malignidade	Biópsia	≥ 95%
6 – Malignidade provada por biópsia	Incisão cirúrgica quando apropriado	-

Fonte: Adaptado de Sickles, 2013.

No Brasil, o SISMAMA tem uma padronização de laudos. Ele deve ser usado por todas as instituições públicas e particulares que realizam o exame de mamografia, integrantes ou não do Sistema Único de Saúde (SUS) (BRASIL, 2013). Ele possui diferenças do sistema de laudos proposto pelo atlas BI-RADS[®], porém adota a mesma classificação de 0 a 6 para as categorias.

Adicionalmente, o SISMAMA tem uma lista bastante completa de localização de lesões, mostrada no Quadro 2.1. Ele também faz a análise de linfonodos axilares, já que este pode ser um indicativo de carcinoma oculto (SANTOS; KOCH, 2010).

Quadro 2.1: Descrição da localização para as lesões.

QSL	Quadrante superior lateral
-----	----------------------------

QIL	Quadrante inferior lateral
QSM	Quadrante superior medial
QIM	Quadrante inferior medial
UAlat	União dos quadrantes laterais
UQsup	União dos quadrantes superiores
UQmed	União dos quadrantes mediais
UQinf	União dos quadrantes inferiores
RRA	Região retroareolar
PA	Prolongamento axilar

Fonte: Instituto Nacional do Câncer, 2011.

3 ESTADO DA ARTE DE SOFTWARE DE TREINAMENTO

O treinamento de leitura de mamografias utilizando *software* já é uma prática comum no mundo. O Colégio Americano de Radiologia (ACR) exige que todo profissional responsável por fazer laudos de mamografias deva ter educação continuada no tema. Porém, não é especificado o modo como isto deve ocorrer, ficando a cargo do profissional decidir. Cumprir esta carga horária de treinamento em cursos presenciais pode ser caro para a instituição. O mesmo acontece com grupos de estudos e treinamentos em duplas. Portanto, a alternativa de estudar por conta própria e nos horários que desejar é bastante viável e vantajosa para cumprir esta exigência, tendo programas de computador como a principal alternativa para isto.

Desde a década de 1990, são feitos estudos que sugerem a criação de programas de computador para auxiliar no treinamento de residentes em radiologia na leitura de mamografias. O trabalho de Azevedo e Lojoie (AZEVEDO; LAJOIE, 1998) sugeriu uma forma de montar um sistema computadorizado de treinamento que consistia em sete passos: visualização do histórico clínico, visualização do conjunto de imagens de mamografias, visualização de cada imagem individualmente, identificação dos achados mamográficos, caracterização dos achados mamográficos, diagnóstico e sugestão de conduta. Por ser de uma época anterior aos mamógrafos digitais, este programa contava apenas com imagens digitalizadas por meio de *scanners*. Ou seja, o radiologista realizava o treinamento em um computador, mas na prática clínica fazia os laudos com negatoscópio.

O trabalho de Sun *et al* de 2008 mostrou que é possível caracterizar os erros cometidos por um usuário e usar um algoritmo personalizado para sugerir casos para ele analisar em seguida, diminuindo assim a necessidade de um tutor e personalizando o treinamento (CHEN *et al.*, 2010). O trabalho de Aiello e Geller mostra ainda quais são as melhores maneiras de fornecer um *feedback* adequado a um radiologista, concluindo que informações como sensibilidade e especificidade são muito importantes. Além disso, gráficos também são necessários, pois de acordo com os autores, radiologistas são profissionais visuais (AIELLO BOWLES; GELLER, 2009).

No trabalho de Grimm *et al* (GRIMM *et al.*, 2014), identificou-se uma forma mais eficiente de seleção de exames para os residentes analisarem. Estes exames eram selecionados por especialistas mais experientes e entregues para os estudantes realizarem o laudo que, mais tarde, seria corrigido. Constatou-se que o treinamento surtia mais efeito quando os blocos de exames analisados eram compostos menos por exames considerados complexos pelos

especialistas e mais por exames que os próprios residentes julgavam difíceis. Ao analisar exames considerados difíceis por eles mesmos, os residentes aumentam sua autoconfiança, pois atacam fatores em que os próprios se julgam inexperientes.

Ao analisar o desempenho de um usuário de um sistema de treinamento, é interessante compará-lo a com um padrão mínimo de performance para ele ter uma noção de como está o seu desempenho. O estudo de Carney *et al* (CARNEY *et al.*, 2013) fez esta análise e concluiu que a performance mínima aceitável para radiologistas fazendo análise de mamografias de rastreamento é de sensibilidade 85% e especificidade entre 83% e 95%. Dentro do estudo ainda, constatou-se que 32% dos participantes do estudo tinham performance em sensibilidade inferior ao desejado e 26,6% tinham especificidade abaixo do esperado.

Em um estudo de 2007, Sparacia *et al* descreveram algumas experiências com sistemas de aprendizado por meio de computadores em radiologia (SPARACIA *et al.*, 2007). O estudo avalia plataformas pelas quais os estudantes recebem de seus tutores alguns materiais para estudo, não existindo ambiente específico para análise de imagens ou treinamento em laudos. Constatou-se que as opções disponíveis no mercado continham muitas funções que confundiam os usuários, além de serem caras e não considerarem as opiniões dos usuários.

Apesar das deficiências dos sistemas apresentados anteriormente, no mesmo ano Taylor apresentou uma revisão a respeito das implicações do treinamento baseado em computadores para radiologistas (TAYLOR, 2007) e concluiu que principalmente a sensibilidade à detecção de câncer foi melhorada. Os resultados variaram muito de acordo com a experiência do profissional, sendo que aqueles com menos tempo de experiência foram mais sensíveis ao treinamento.

O trabalho de Urban *et al*, também de 2007, desenvolveu um sistema de treinamento baseado em computador em que imagens digitalizadas de mamografia eram mostradas ao radiologista em quatro incidências: craniocaudal esquerda e direita, médio lateral oblíqua direita e esquerda. O usuário era então questionado quanto à classificação BI-RADS[®] dos exames e, se indicasse classificação BI-RADS[®] 4 ou 5, deveria responder ainda qual o tipo da lesão suspeita na imagem. Caso alguma lesão não fosse citada, ela era indicada ao usuário por meio de uma seta na imagem ao final da análise. Este trabalho, porém, mostrava os exames em uma forma sequencial, desconsiderando as características de cada usuário. Além disso, não era possível ao usuário ter acesso ao seu desempenho geral. Os autores observaram neste trabalho uma melhora na sensibilidade de detecção de câncer e uma diminuição na especificidade de quem realizou o treinamento (URBAN *et al.*, 2007).

Uma estratégia interessante para diminuir a participação do tutor no treinamento do radiologista, reduzindo os custos e agilizando o treinamento, é o uso de sistemas computadorizados de auxílio ao diagnóstico (CAD). O trabalho de Suarez-Ortega e Franco-Valiente sugeriu um sistema que integra um banco de dados de exames, um sistema CAD e uma plataforma *online* para interação com o tutor (SUAREZ-ORTEGA; FRANCO-VALIENTE, 2013). No fluxo de trabalho proposto por eles, o tutor deve analisar os resultados do usuário e selecionar, dentro da base de dados, um conjunto de exames para ser analisado. O sistema CAD serve como um auxiliar no diagnóstico no momento em que o usuário está fazendo o treinamento.

O trabalho de Ângelo e Schiabel (ÂNGELO; SCHIABEL, 2002) propõe um sistema de treinamento totalmente via internet, em que o usuário faz a análise de exames digitalizados e obtém uma resposta quanto à porcentagem de acertos em seu laudo. Este trabalho tem seu ponto forte na pequena participação do tutor, além da utilização do padrão BI-RADS[®] (o trabalho é de 2002 e, portanto, o atlas BI-RADS[®] que consta no trabalho já está desatualizado). Porém, não foram encontradas no trabalho referências sobre como os casos que o usuário fará a análise são selecionados, sugerindo então que não há um algoritmo de análise dos erros do usuário.

Ainda em trabalhos brasileiros, Pires, Medeiros e Elias propõem em um trabalho de 2008 um sistema chamado QuallM[®] de treinamento em leitura de mamografias com o uso de computadores (PIRES; MEDEIROS; ELIAS, 2008). Este sistema minimiza a participação de tutores no treinamento e é feito por meio de imagens no formato *Tiff*. A base de dados conta com imagens de filmes digitalizados e equipamentos do tipo CR e DR. A seleção dos casos é feita por seu grau de complexidade e a participação do tutor pode ser minimizada. Em 2009, outro trabalho do mesmo grupo relatou resultados consistentes do treinamento de residentes usando o QuallM[®] (ELIAS et al., 2009). O sistema proposto é bastante completo, porém mistura imagens de diferentes origens, o que pode confundir o usuário. Além disso, o algoritmo de seleção de casos não é individualizado, funcionando de forma genérica para todos.

Outro método de treinamento por sistemas computadorizados encontrado foi o *Radiology Report Comparator*, trabalho de Sharpe *et al* (SHARPE et al., 2012) em que o usuário escreve o seu lado em uma caixa de textos e, remotamente, um tutor faz a correção. O diferencial do sistema é poder mostrar, de forma clara, o que foi mudado pelo tutor. Por exemplo, um texto classificado como errado é riscado, destacado em vermelho e tem o texto correto escrito logo em seguida. Com isso, o usuário sabe exatamente o que errou.

A análise dos sistemas de treinamento existentes na literatura permitiu constatar que existem muitos estudos sobre o que um sistema de treinamento para radiologistas deve ter,

porém poucos foram aplicados na prática. Os modelos vistos apresentam sempre uma ou mais das deficiências a seguir: necessitam do acompanhamento constante de um tutor, não trabalham apenas com mamografias digitais, a interface de análise foge à vista nas estações de laudo, não trabalham com a padronização proposta pelo atlas BI-RADS[®] (SICKLES; D'ORSI CJ; BASSETT, 2013).

4 MÉTODOS ESTATÍSTICOS USADOS PARA MEDIR ACURÁCIA EM DIAGNÓSTICO POR IMAGEM

Na avaliação de desempenho de sistemas de análise de imagens, é preciso usar métodos estatísticos que mostrem, de forma quantitativa, qual está sendo a eficiência diagnóstica de cada usuário. No caso de imagens médicas, várias métricas são encontradas para este fim na literatura. Os métodos mostrados neste capítulo e usados no *Mamografia em Foco* são parte da modelagem da teoria da detecção de um sinal presente em uma imagem.

Na detecção de um sinal, há quatro possíveis resultados. Uma tabela de contingência 2x2 descreve esta situação, em que dois acontecimentos (*sn* – *signal* + *noise* – ou ruído + sinal em português e *n* - *noise* – ruído em português) possíveis alternativos são as colunas e duas respostas permitidas (*sim* e *não*) são as linhas (BRAGA, 2000), como mostrado na Tabela 4.1. Em uma analogia com um exame de imagens médicas, sinal seria a lesão de interesse procurada e ruído seria todo o restante da imagem.

Tabela 4.1: Tabela de contingência 2x2.

		Acontecimento	
		Ruído + Sinal (sn)	Ruído (n)
Resposta	Sim (S)	$A = P(S sn)$	$B = P(S n)$
	Não (N)	$C = P(N sn)$	$D = P(N n)$

Fonte: Braga, 2010.

Seja X a condição atribuída a uma variável aleatória. Portanto, $P(x | sn)$ é a probabilidade condicional de x , dado o acontecimento sn e $P(x | n)$ é a probabilidade condicional de x , dado o acontecimento n .

Da Tabela 4.1 portanto, $P(S | sn)$ é a probabilidade de uma resposta Sim (S), dado o acontecimento de Ruído + Sinal (sn) (BRAGA, 2000). Levando estes conceitos para os laudos em mamografia:

- $P(S | sn)$ – Probabilidade de detecção de um achado mamográfico (S) dado o acontecimento da existência deste achado (sn);
- $P(N | sn)$ – Probabilidade da não detecção de um achado mamográfico (N) dado o acontecimento da existência deste achado (sn);

- $P(S | n)$ – Probabilidade da detecção de um achado mamográfico (S) dado o acontecimento da não existência deste achado (n);
- $P(N | n)$ – Probabilidade da não detecção de um achado mamográfico (N) dado o acontecimento da não existência deste achado (n);

Abrangendo estes conceitos, têm-se os termos verdadeiro-positivo, verdadeiro-negativo, falso-positivo e falso-negativo (BRAGA, 2000).

O verdadeiro-positivo corresponde à probabilidade de decisão de presença de certa característica, quando ela realmente está presente, conforme mostrado na equação 1.

$$\text{Verdadeiro Positivo} = \frac{P(S | sn)}{P(N | sn) + P(S | sn)} * 100\% \quad (1)$$

O verdadeiro-negativo é a probabilidade de decisão da ausência de certa característica, quando ela realmente está ausente, conforme mostrado na equação 2.

$$\text{Verdadeiro - Negativo} = \frac{P(N | n)}{P(N | n) + P(S | n)} * 100\% \quad (2)$$

Tem-se ainda que falso-positivo é a probabilidade de decisão da presença de certa característica quando ela está ausente e que falso-negativo é a probabilidade de decisão da ausência da característica quando ela está presente. O número de decisões corretas mais o número de decisões incorretas para um estado devem ser iguais a 100%, conforme as equações 3 e 4.

$$\text{VerdadeiroPositivo} + \text{FalsoNegativo} = 100\% \quad (3)$$

$$\text{VerdadeiroNegativo} + \text{FalsoPositivo} = 100\% \quad (4)$$

A sensibilidade e a especificidade são os valores mais comumente usados para avaliar o desempenho diagnóstico. Sensibilidade é a capacidade de detectar a doença no indivíduo, enquanto especificidade é a capacidade de detectar a ausência da doença no indivíduo. A equação 5 descreve o cálculo da sensibilidade, enquanto a equação 6 descreve o cálculo da especificidade.

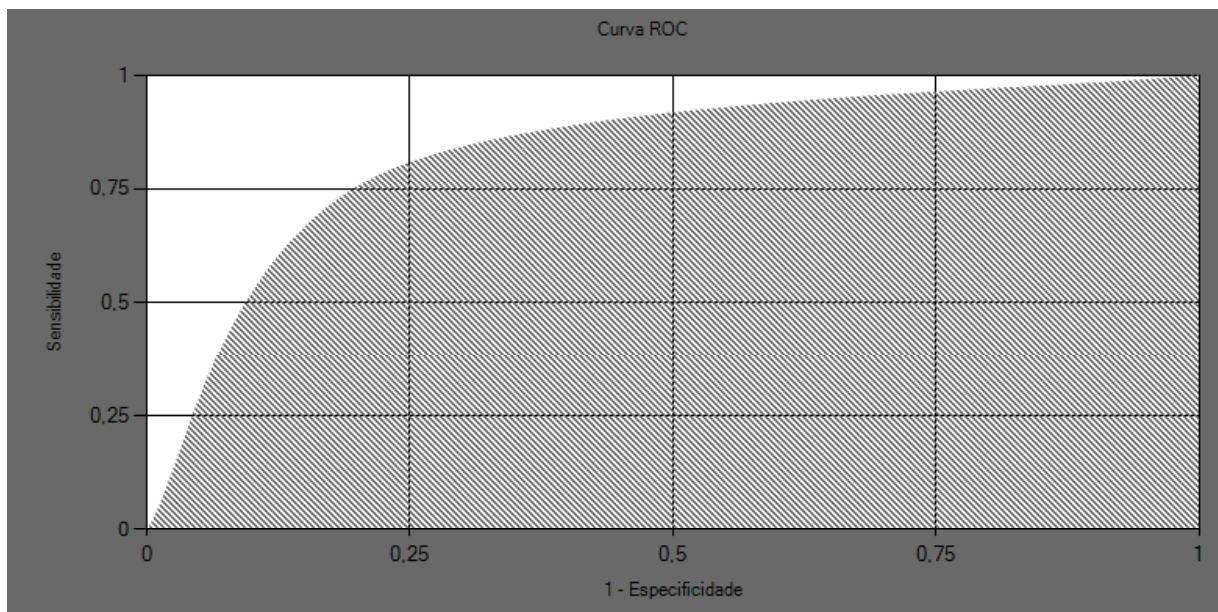
$$\text{Sensibilidade} = \frac{P(S | sn)}{P(N | sn) + P(S | sn)} \quad (5)$$

$$\text{Especificidade} = \frac{P(N | n)}{P(N | n) + P(S | n)} \quad (6)$$

A curva ROC é definida como a representação gráfica da sensibilidade (eixo das ordenadas) por 1-especificidade ou falso-positivos (eixo das abcissas) e é um método eficiente de análise de performance em testes diagnósticos (METZ, 1986; PARK; GOO; JO, 2004)

A área sob a curva ROC (AUC – *Area Under Curve*) indica, de forma quantitativa, a eficiência do sistema avaliado mostrado na curva ROC. A AUC varia de 0 a 1 e, quanto mais próximo de 1, menor o índice de casos falso-negativos e falso-positivos do teste analisado. Em termos gráficos, quanto mais próximo do canto superior esquerdo o gráfico estiver, maior será a AUC e mais eficiente será o sistema. A Figura 4.1 mostra um exemplo de curva ROC, em que AUC = 0,78.

Figura 4.1: Exemplo de curva ROC.



Fonte: Desenvolvido pelo autor.

A análise da curva ROC é subjetiva. Ou seja, é preciso que para cada sistema de resposta avaliado seja feita uma análise se certo valor de AUC é bom ou ruim, a depender de critérios estabelecidos pelo usuário. O índice Kappa satisfaz esta necessidade utilizando os dados da tabela de contingência 2 x 2 (Tabela 4.1) assim como a curva ROC.

O índice Kappa mede a concordância inter-observador, descartando os valores gerados pelo acaso (BAKER; FLOYD, 1996). Para calcular o índice Kappa é preciso que haja uma caracterização confiável de um diagnóstico (padrão-ouro) para que seja comparado ao sistema de respostas que será avaliado. Inicialmente, é preciso calcular a concordância observada (equação 5) e a concordância esperada (equação 6), usando os valores da tabela de contingência.

$$\text{Concordância Observada} = \frac{A+D}{A+B+C+D} \quad (5)$$

$$\text{Concordância Esperada} = ce1 * ce2 + ce3 + ce4 \quad (6)$$

Em que:

$$ce1 = (A + C) / (A + B + C + D);$$

$$ce2 = (A + B) / (A + B + C + D);$$

$$ce3 = (B + D) / (A + B + C + D);$$

$$ce4 = (C + D) / (A + B + C + D);$$

O índice Kappa é calculado então usando a equação 7.

$$Kappa = \frac{\text{Concordância Observada} - \text{Concordância Esperada}}{1 - \text{Concordância Esperada}} \quad (7)$$

O resultado é um valor entre 0 e 1 que pode ser interpretado de acordo com os intervalos mostrados na Tabela 4.2 (MCHUGH, 2012).

Tabela 4.2: Nível de concordância do índice Kappa.

Índice Kappa	Nível de concordância
0 - 0,20	Nenhum
0,21 - 0,39	Mínimo
0,40 - 0,59	Fraco
0,60 - 0,79	Moderado
0,80 - 0,90	Forte
Acima de 0,90	Quase perfeito

Fonte: Adaptado de McHugh, 2012.

Todos estes índices serão usados para mostrar ao usuário do *Mamografia em Foco* o seu desempenho na análise de mamografias. Considerou-se como padrão ouro os laudos cadastrados no banco de dados e as análises foram feitas comparando o resultado indicado pelo usuário com o padrão ouro dos exames.

5 DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE TREINAMENTO

O desenvolvimento do *Mamografia em Foco* foi feito a partir de uma base de dados de imagens provenientes de um mamógrafo DR e foi planejada para ser o mais próximo possível de uma estação de laudo convencional, com interfaces que se aproximassem ao máximo deste ambiente.

5.1 Planejamento

É importante, antes de iniciar a programação, planejar o que será feito e levantar os pontos mais importantes do programa. Estas etapas são descritas nos tópicos a seguir.

5.1.1 Coleta de Imagens e Caracterização do Problema

Para os testes do *software* desenvolvido, foi usado um banco de dados de exames de um hospital de grande porte da cidade de São Paulo. Os exames foram realizados entre os dias 12/04/2013 e 08/12/2014, em um mamógrafo do tipo DR, modelo Senograph DS da marca GE. Os pacientes têm idade entre 38 e 72 anos, com média de 56 anos.

Todos os exames foram cedidos pelo hospital já com os laudos e o cabeçalho dos arquivos DICOM com as informações pessoais dos pacientes omitidas. Assim, em nenhum momento os pesquisadores tiveram acesso a dados que possam identificar os pacientes de qualquer maneira.

Inicialmente foram utilizados 100 casos. Destes, 32 foram escolhidos pela equipe de mastologia da unidade de saúde devido a achados interessantes e elevada complexidade. O restante foi escolhido de maneira aleatória, sempre buscando a igualdade de número de casos entre as diferentes categorias BI-RADS[®].

Após uma primeira avaliação dos exames escolhidos, porém, notou-se que grande parte deles tinha indicação de mamografia diagnóstica, o que foge do escopo deste trabalho. Tais exames foram retirados e restaram 51 casos, com um total de 99 mamas radiografadas.

Dos 51 casos de mamografia de rastreamento utilizados, restaram seis dos que foram classificados como complexos pela equipe da instituição de saúde e 45 escolhidos de maneira aleatória.

A Tabela 5.1 mostra a distribuição das ocorrências de acordo com a categoria BI-RADS[®].

Tabela 5.1: Número de ocorrências por categoria BI-RADS[®].

Categoria BI-RADS [®]	Número de ocorrências
0	19
1	24
2	32
3	4
4	10
5	10
Total	99

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A ausência da categoria 6 ocorre pois são exames que apresentam lesões positivas previamente comprovados por exame de biópsia. Nota-se que apesar de haver predominância de ocorrências das categorias 1 e 2 (56%), há representatividade de todas as outras categorias. A distribuição de categorias, vista aqui, não ocorre na prática clínica da mamografia desta instituição, em que o número de ocorrências das categorias 1 e 2 são de 90% (REIS, 2016). A inclusão das outras categorias foi necessária para que a base de dados tivesse representantes de todas as categorias BI-RADS[®].

A Tabela 5.2 mostra a quantidade de ocorrências das densidades mamárias.

Tabela 5.2: Número de ocorrências de cada Densidade Mamária.

Densidade Mamária	Número de ocorrências
1	18
2	44
3	28
4	9
Total	99

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Os achados mamográficos presentes nos exames são mostrados na Tabela 5.3.

Tabela 5.3: Número de ocorrências de achados mamográficos.

Achado	Número de ocorrências
Nódulos	30
Calcificações	60
Assimetria	9
Linfonodo Intramamário	2
Distorção Arquitetural	4
Lesões de Pele	0
Ducto Solitário Dilatado	0
Total	106

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A classificação dos tipos de linfonodos axilares presentes nesta base de dados é mostrada na Tabela 5.4. Apesar de não estar presente no BI-RADS[®], o SISMAMA adota a classificação de linfonodos axilares por eles serem, muitas vezes, indicativo de um carcinoma oculto (SANTOS; KOCH, 2010). Julgou-se importante considerar estas lesões, uma vez que as imagens da base possuíam esta informação nos laudos. Casos de linfonodos alterados, porém, não são tão comuns e, por isso, não foi possível ter uma representatividade de todas as categorias desejadas dos linfonodos axilares.

Tabela 5.4: Número de ocorrências de cada tipo de linfonodo axilar.

Tipo de Linfonodo Axilar	Número de ocorrências
Normal	56
Não visibilizado	43
Com alteração	0
Denso	0
Total	99

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Além das informações sobre o laudo dos pacientes, a base de dados conta com imagens no formato DICOM. Com isto, garante-se a compatibilidade da base com arquivos provenientes de diferentes equipamentos.

Tanto os dados dos laudos quanto as imagens foram armazenadas em um banco de dados SQL. A função de criptografia nativa foi usada para proteger os dados e garantir que somente

a aplicação *Mamografia em Foco* tenha acesso a eles, não sendo possível acessá-los externamente ao programa.

5.1.2 Descrição do problema

A descrição sucinta do problema ajuda a direcionar o desenvolvimento para a solução eficiente do que foi levantado (PRESSMAN, 2006). Apesar das soluções implementadas serem mais complexas, a primeira visão resumida da proposta mostrada no Quadro 5.1 é importante para servir como um guia para todo o restante das descrições.

Quadro5.1: Descrição do problema.

O problema de	Residentes e equipe médica que analisam mamografias precisam ter um treinamento contínuo em conformidade com a última edição BI-RADS [®] , em imagem digital e com liberdade de horários de treinamento;
Afeta	Pacientes que têm seus exames analisados de maneira equivocada pela equipe responsável;
Cujo impacto é	Aumento do número exames falso-positivos e falso-negativos;
Uma boa solução seria	Uma ferramenta digital para que possibilite treinamento de maneira mais independente, ao mesmo tempo em que familiariza o profissional com os termos BI-RADS [®] e o coloca em contato com imagens provenientes de equipamentos digitais;

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.1.3 Análise do usuário

Identificar corretamente o usuário permite que o planejamento do software seja mais direcionado (PRESSMAN, 2006). Um usuário experiente, por exemplo, pode lidar com uma interface mais complexa sem maiores problemas. Pessoas que já estejam habituadas a programas semelhantes ao que está sendo desenvolvido provavelmente tentarão usar atalhos e

ferramentas que já conhecem e que deverão estar presentes na aplicação desenvolvida para que ela seja bem aceita.

O Quadro 5.2 mostra o perfil do usuário do programa que foi desenvolvido. Em geral ele é um profissional que trabalha com análise de mamografias, podendo tanto ser um residente em radiologia, mastologia, ginecologia, quanto um especialista já formado que deseje efetuar o treinamento para continuar aprimorando seus conhecimentos na área. Por fim, o usuário possui muita experiência com computadores e sistemas similares.

Ao considerar que o conhecimento sobre o domínio é bom, leva-se em conta que o profissional possui familiaridade com o sistema BI-RADS[®], porém, na prática, foi constatado que os residentes não o dominam (CARNEIRO; MAMERE; PATROCINIO, 2015).

Quadro5.2: Perfil do usuário.

Perfil geral	Profissionais que trabalham com análise de exames de mamografia
Língua nativa	Português
Nível de leitura e expressão	Excelente
Experiência com computadores	Excelente
Experiência com sistemas similares	Excelente
Conhecimento sobre o domínio	Bom

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A análise do perfil do usuário permite concluir que é necessário desenvolver um sistema em português, que funcione de maneira similar às estações de laudo que o usuário já está habituado e que contemple os termos BI-RADS[®] por completo, para que seu conhecimento sobre este domínio aumente.

5.1.4 Análise de Requisitos

Abaixo são listados os requisitos para que o software satisfaça as necessidades de treinamento levantadas durante pesquisa bibliográfica e opiniões de especialistas.

Requisitos:

- Ter uma base de dados editável: a base de dados deve permitir que um usuário com acesso privilegiado consiga incluir imagens e laudos;

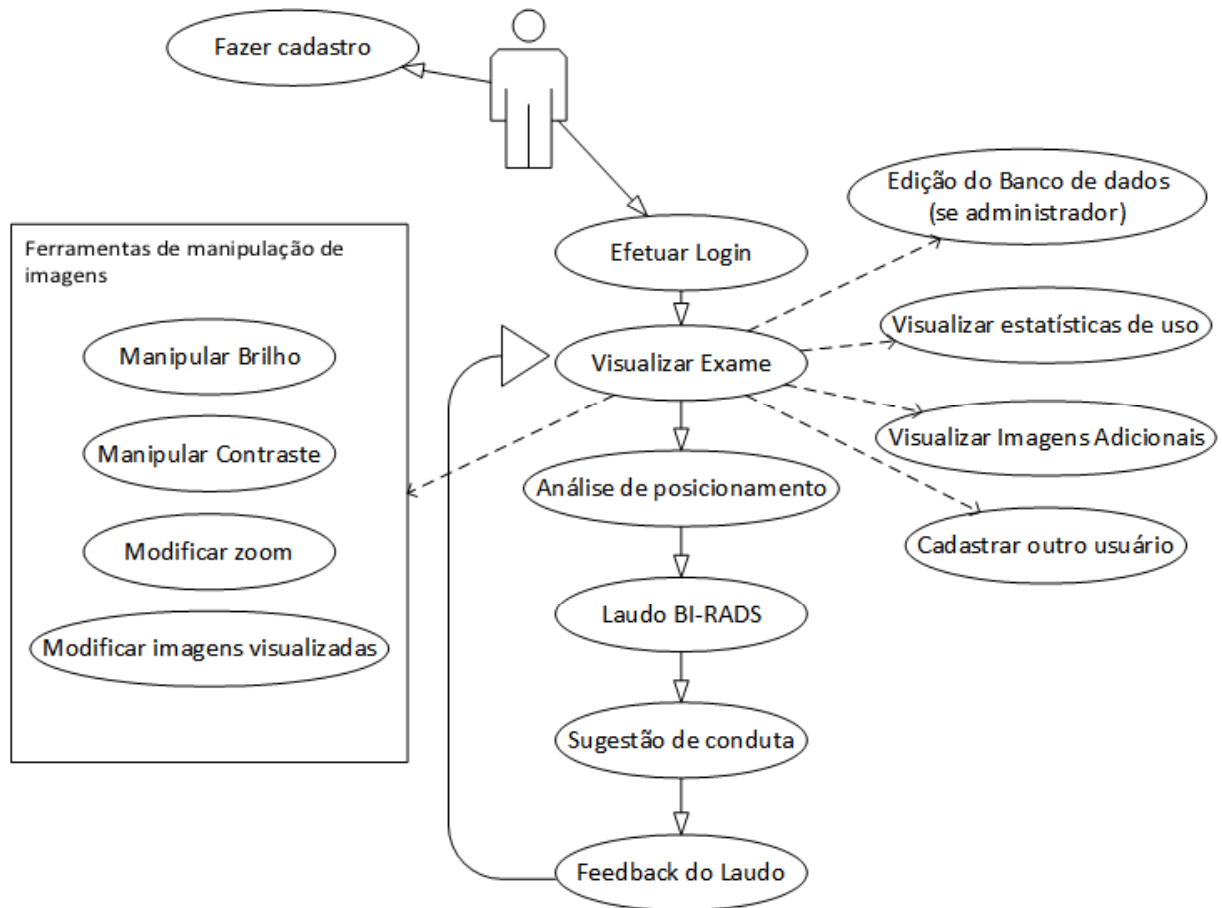
- Diminuir a dependência de um tutor na rotina de treinamento: o usuário deve poder efetuar as análises por conta própria e evoluir em seu treinamento sem a supervisão constante de uma pessoa mais qualificada;
- Devem existir ferramentas de manipulação de imagens comuns em estações de laudo: brilho, contraste e inverso;
- O programa deve ter a capacidade de funcionar tanto em um monitor quanto em dois monitores;
- O usuário deve ter contato com os termos da edição mais atual do BI-RADS[®], além de fazer análises importantes que não estão presentes nesta publicação, como posicionamento da mama, linfonodos axilares e sugestão de conduta;
- O usuário deve ter, imediatamente após um laudo ser feito, um retorno sobre os erros e acertos naquele exame e ser capaz de ter acesso às imagens analisadas para tentar identificar as lesões que deixou passar;
- O usuário deve ter acesso às estatísticas de seu desempenho geral, com parâmetros como sensibilidade e especificidade;
- O usuário deve ser capaz acessar os últimos exames em que realizou laudo, sendo possível assim discutir com seu tutor ou equipe da instituição os casos que julgar necessário;
- O usuário deve ser capaz de estudar em computadores que não tenham conexão com a internet, como estações de laudo ligadas a redes internas e computadores pessoais;
- A interface gráfica deve ser similar à encontrada em estações de laudo;
- O brilho e contraste iniciais das imagens devem ser ajustados de maneira automática no início para que a manipulação destes elementos seja minimizada pelo usuário;
- O nível de zoom deve ser tal que possibilite a análise detalhada de lesões pequenas;

5.1.5 Casos de Uso

A Figura 5.1 representa os casos de uso no programa desenvolvido. De início, o usuário pode tanto fazer seu cadastro quanto efetuar *login* no sistema. Caso já esteja cadastrado, ele é levado à tela de visualização do exame. De lá, opcionalmente ele pode: editar o banco de dados (se tiver privilégios de administrador), visualizar estatísticas de uso (melhor explicada na Figura 5.2), visualizar imagens adicionais (se existentes), cadastrar outro usuário ou usar as ferramentas de manipulação de imagens. As próximas etapas que o usuário deve passar de

forma obrigatória são: análise de posicionamento da mama, laudo BI-RADS[®], sugestão de conduta e visualização do *Feedback* do laudo. Após isto, ele volta para a tela de visualização de exames, onde começará a análise do próximo caso.

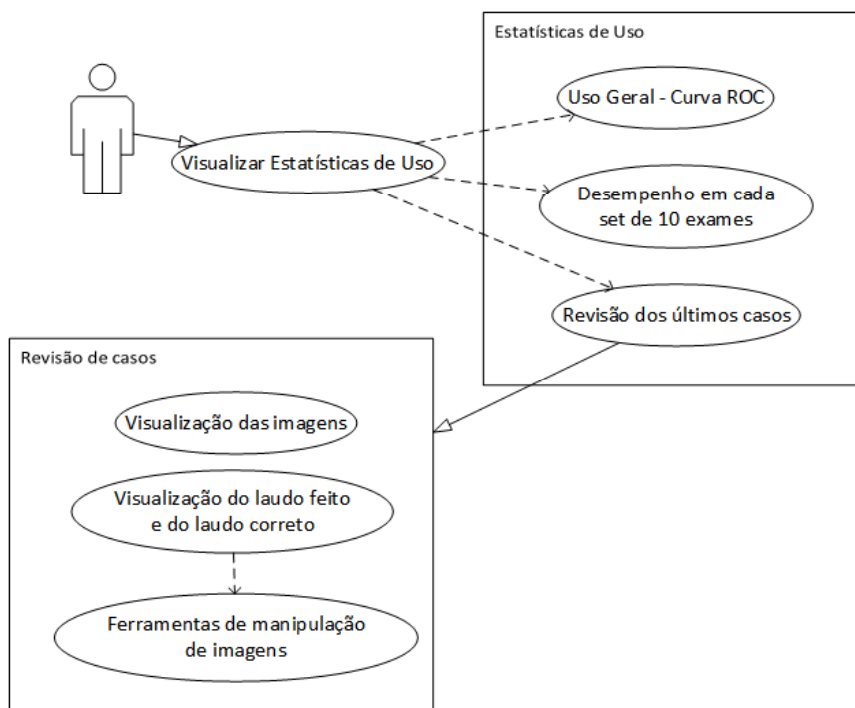
Figura 5.1: Casos de uso 1.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Caso queira visualizar as estatísticas de uso, o usuário poderá escolher entre visualizar a curva ROC, o desempenho em cada conjunto de 10 exames e revisar os últimos casos (Figura 5.2). A revisão dos últimos casos leva ainda a outra interface, em que é possível visualizar as imagens daquele caso, os laudos feitos pelo usuário e o correto e ainda utilizar as ferramentas de manipulação de imagens.

Figura5.2: Casos de uso 2.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.1.6 Ambiente de desenvolvimento

Optou-se para desenvolver esta ferramenta voltada para a plataforma Windows. A escolha foi feita devido à grande abrangência deste sistema operacional tanto em computadores pessoais quanto em estações de laudo de hospitais.

A plataforma de desenvolvimento da própria Microsoft, o .NET (MICROSOFT, 2016a), permite que um programa feito em qualquer uma das linguagens suportadas por ela seja compilado para funcionar em computadores com diferentes versões de Windows instalados. Assim, a linguagem de programação escolhida para o desenvolvimento deste software foi o C#.

5.1.7 Biblioteca para leitura de imagens DICOM

O formato de imagens DICOM não é suportado de forma nativa pela maioria dos sistemas computacionais comuns, já que é voltado para equipamentos médicos (ROSSLYN, 2004). Para realizar a leitura das imagens neste formato, juntamente com as informações presentes no arquivo de imagens, foi desenvolvida uma biblioteca para C# pelo grupo de pesquisas em processamento de imagens médicas da Universidade Federal de Uberlândia, que

foi usada neste programa (THOMAZ et al., 2015). Existem também opções comerciais de bibliotecas semelhantes, porém não foram usadas por restrições orçamentárias e inadequação perante os objetivos do projeto.

Esta biblioteca é capaz de abrir uma imagem em formato DICOM de um arquivo do computador ou codificada de um banco de dados. Além disso, ele faz a leitura das informações presentes no cabeçalho da imagem. Cada conjunto de informações recebe o nome de *tag*, sendo que cada *tag* do arquivo DICOM possui um código e a informação de interesse.

As seguintes *tags* foram consultadas neste programa:

- (0008,0060) - Modality: Indica a modalidade de equipamento que originou a imagem. Aqui, buscou-se pelo código “MG”, de mamografia;
- (0020,0060) – Lateralidade: indica a lateralidade da imagem, se direita ou esquerda por meio das siglas “R” para direita (do inglês *right*) e “L” para esquerda (do inglês *left*);
- (0018,5101) – Posição da incidência: indica qual é a incidência da imagem. Buscou-se aqui por “CC”, que indica craniocaudal, “ML” que indica médio-lateral e “MLO” que indica médio-lateral oblíqua;

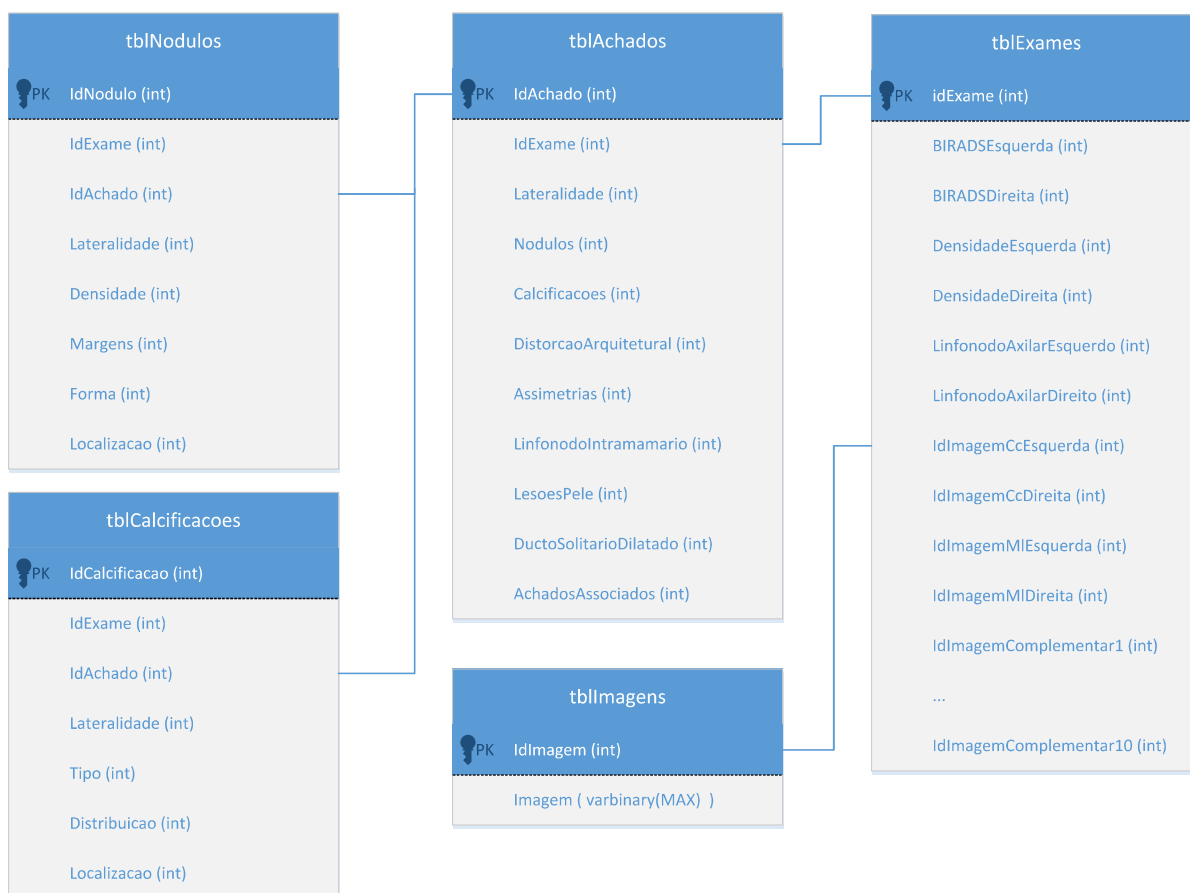
As informações das *tags* foram usadas para as identificações corretas das imagens exibidas para o usuário e para o correto posicionamento delas no banco de dados quando o usuário está adicionando um novo exame.

5.1.8 Banco de dados

O banco de dados deste trabalho foi desenvolvido na plataforma SQL. Devido à necessidade de funcionar de maneira local, optou-se por usar a instância Local DB (MICROSOFT, 2016b), que funciona sem conexão com a internet. Todos os dados do programa ficam armazenados de maneira local e são acessados sob demanda sempre que necessário.

O banco de dados possui dois escopos principais: um dos exames com suas imagens e outro dos usuários cadastrados e os laudos que foram feitos. A Figura 5.2 mostra o escopo da parte dos exames.

Figura 5.3: Esquema do banco de dados – Exames.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A Tabela Exames (tblExames) armazena a chave primária do exame (idExame), juntamente com as informações sobre categoria BI-RADS[®], densidade mamária, tipo de linfonodo axilar e o identificador (ID) de todas as imagens daquele exame. Cada exame tem quatro incidências principais: craniocaudal esquerda, craniocaudal direita, médio lateral oblíqua esquerda e médio lateral oblíqua direita. Além destas, é possível ter até 10 imagens complementares.

A Tabela Imagens (tblImagens) armazena todas as imagens do programa. Cada uma delas tem um ID próprio e a imagem em si, armazenada em formato binário.

Os achados mamográficos de cada exame ficam armazenados na Tabela Achados (tblAchados). Cada um deles tem um ID próprio (idAchado) e está ligado a um exame (idExame). Os tipos de achados armazenados aqui são: nódulos, calcificações, distorção arquitetural, assimetria, linfonodo intramamário, lesões de pele, ducto solitário dilatado, achados associados e a lateralidade da lesão.

O ID de cada achado é necessário, pois os nódulos e as calcificações têm detalhes que também são armazenados. Assim, a Tabela Detalhes Nódulos (tblNodulos) e a Tabela Detalhes Calcificações (tblCalcificacoes) armazenam estes detalhes.

A Tabela Nódulos armazena as informações sobre lateralidade, densidade, margens, forma e localização. A Tabela Calcificações tem informações sobre a lateralidade, tipo, distribuição e localização da calcificação. Cada entrada tem um identificador próprio (idCalcificacao e idNodulo), além de ser ligada às outras tabelas pelo identificador do achado (idAchado) e pelo identificador do exame (idExame).

A Figura 5.4 mostra o escopo do banco de dados para os laudos. Nele são armazenadas informações sobre o usuário e todos os laudos realizados. Apesar de haver ligação com a tabela de exames (por meio da chave de identificação do exame – idExame), as maiores relações existentes são entre: tabela de usuários, tabela de laudos, tabela de laudos das calcificações e tabela de laudo dos nódulos.

Figura5.4: Esquema do banco de dados – Laudos.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Na tabela Usuários (`tblUsuarios`), ficam armazenadas informações primárias sobre os usuários. Cada um deles recebe um ID único (`idUsuario`) e possui atrelado a esta chave um nome de usuário (`username`), bem como a senha de acesso, nível de privilégio (usuário comum ou administrador) e informações sobre especialidade médica, se é residente ou não e o ano de residência.

Para cada laudo feito por um usuário, uma nova linha é adicionada à tabela de Laudos (`tblLaudos`). Cada laudo recebe uma chave de identificação única (`idLaudos`) e armazena as seguintes informações: ID do usuário que realizou o laudo (`idUsuario`), ID do exame correspondente àquele laudo (`idExame`). Além destes disso, também são armazenados para as mamas direita e esquerda: densidade mamária, classificação BIRADS[®], tipo de linfonodo axilar, quantidade de nódulos, quantidade de calcificações, ocorrência de distorção arquitetural,

ocorrência e tipo de assimetria, ocorrência de lesões de pele, ocorrência de ducto solitário dilatado e de achados associados.

Para cada nódulo e calcificação marcados, são geradas entradas nas tabelas de laudo nódulo e calcificação. Ali, por meio do identificador do laudo, os detalhes indicados para os nódulos e as calcificações são armazenados.

Tanto os nódulos quanto as calcificações recebem uma chave de identificação única e armazena ainda o usuário responsável pelo laudo, o laudo a que está ligado e o identificador do Exame que está sendo analisado.

Para os nódulos são gravados a lateralidade, a densidade, as margens, forma e localização. Já para calcificações, grava-se a lateralidade, tipo, distribuição e localização.

As entradas da tabela são variáveis do tipo inteiro. Por meio de correspondências numéricas, é possível traduzir estas informações para os termos utilizados. Estas correspondências são apresentadas no Apêndice 1 deste trabalho. Os termos referentes aos achados mamográficos foram retirados do atlas BI-RADS[®] (SICKLES; D'ORSI; BASSETT, 2013).

As abreviações utilizadas para a localização das lesões foram baseadas no que é usado pelo Sistema de Informação do Controle do câncer de mama (INSTITUTO NACIONAL DO CÂNCER JOSÉ ALENCAR GOMES DA SILVA, 2011), conforme mostrado no Quadro 5.3Quadro .

Quadro 5.3: Descrição da localização para as lesões.

QSL	Quadrante superior lateral
QIL	Quadrante inferior lateral
QSM	Quadrante superior medial
QIM	Quadrante inferior medial
UQlat	União dos quadrantes laterais
UQsup	União dos quadrantes superiores
UQmed	União dos quadrantes mediais
UQinf	União dos quadrantes inferiores
RRA	Região retroareolar
PQ	Prolongamento axilar

Fonte: Instituto Nacional do Câncer, 2011.

5.2 Interfaces de usuário

Todas as interfaces foram pensadas para se aproximarem ao máximo de uma estação de laudo, inclusive imitando a interface monocromática presente ali. Com isso, pretende-se que, mesmo que o usuário esteja utilizando um monitor comum, seja simulado o ambiente das estações de laudo e, quando estiver realizando o treinamento em uma estação de laudo, a interface esteja totalmente adaptada para o ambiente monocromático.

A língua utilizada na construção das interfaces foi o português do Brasil. Porém, alguns elementos são gerados de maneira automática de acordo com a língua em que está o sistema operacional e, por isso, podem variar. Usualmente estes elementos são secundários, como botões de “sim” e “não” ou “ok”, não interferindo na usabilidade geral do sistema.

5.2.1 Ícone

Foi desenvolvido um ícone para o *Mamografia em Foco*, mostrado na Figura 5.5. Ele foi pensado para remeter à mamografia e lembrar o usuário sobre o papel do treinamento na prevenção do câncer de mama, por isso a fita no canto superior direito, inspirada na campanha do Outubro Rosa (INTITUTO NEO MAMA, 2016).

Este ícone é mostrado em todas as janelas da interface, em atalhos de acesso ao programa e na barra de tarefas do sistema operacional quando o programa está sendo usado.

Figura 5.5: Ícone do *Mamografia em Foco*.

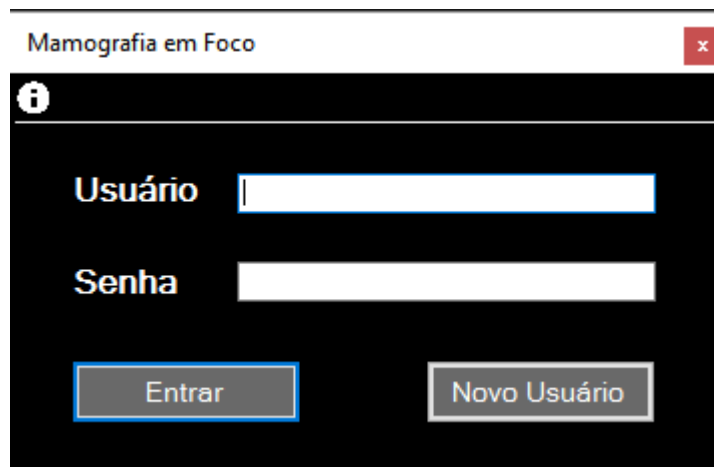


Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.2 Interface de login

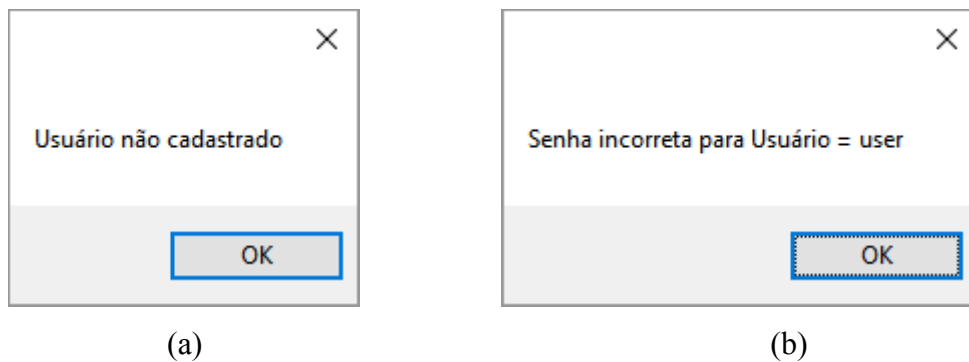
A interface de *login* é a primeira tela que o usuário visualiza quando abre o programa. Nela, é possível entrar no sistema por meio de um nome de usuário e senha ou fazer o cadastro de um novo usuário (Figura 5.6). Caso o usuário digitado não esteja cadastrado ou a senha esteja incorreta, o usuário é alertado sobre isto ao selecionar o botão “Entrar” (Figura 5.7).

Figura 5.6: Tela de login.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 5.7: Janelas de alerta: (a) usuário não cadastrado e (b) senha incorreta.

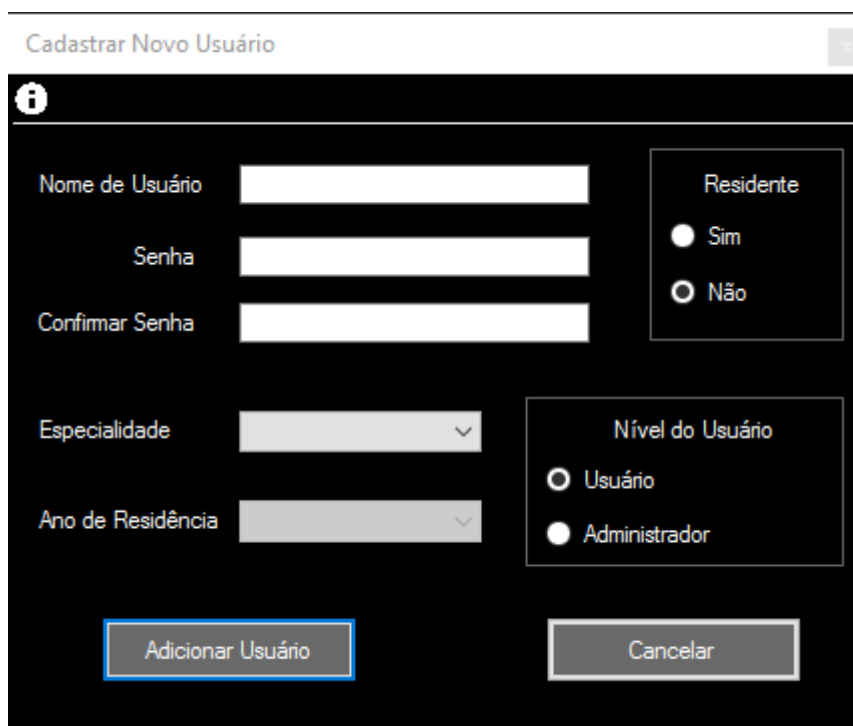


Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.3 Cadastro de novos usuários

O cadastro de novos usuários pode ser feito por meio da tela inicial ou quando o usuário já estiver dentro do programa, conforme mostrado na seção 5.2.5. As seguintes informações são requeridas: nome de usuário, senha (juntamente com a confirmação da senha), se o usuário que está sendo cadastrado é um residente, a sua especialidade, o ano de sua residência e o nível de usuário (se usuário comum ou administrador). A interface de cadastro de usuários é mostrada na Figura 5.8.

Figura 5.8: Interface de cadastro de usuários.



A interface de cadastro de usuários, intitulada "Cadastrar Novo Usuário", apresenta um formulário com os seguintes campos e opções:

- Nome de Usuário: Campo de texto.
- Senha: Campo de texto.
- Confirmar Senha: Campo de texto.
- Especialidade: Menu suspenso.
- Ano de Residência: Menu suspenso.
- Residente: Grupo de opções com radio buttons para "Sim" e "Não".
- Nível do Usuário: Grupo de opções com radio buttons para "Usuário" e "Administrador".

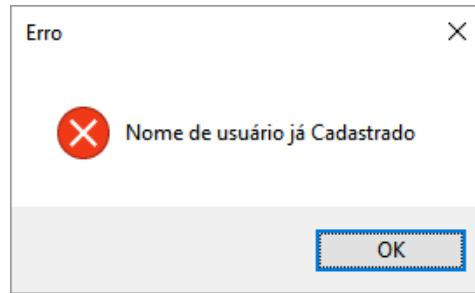
Na base do formulário, há dois botões: "Adicionar Usuário" (destacado com um retângulo azul) e "Cancelar".

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Para que seja cadastrado como administrador, é necessário que o usuário não seja residente e que esteja sendo cadastrado por outro administrador que já tenha feito *login* no sistema.

Caso esteja faltando alguma informação no formulário de cadastro, ou o nome de usuário digitado já exista no sistema ou as senhas digitadas no campo "Senha" e "Confirmação de senha" não sejam as mesmas, é mostrada uma mensagem de erro semelhante à da Figura 5.9. Não são permitidos nomes de usuário ou senhas contendo caracteres especiais ou espaços.

Figura 5.9: Exemplo de janela de erro no cadastro de novo usuário.

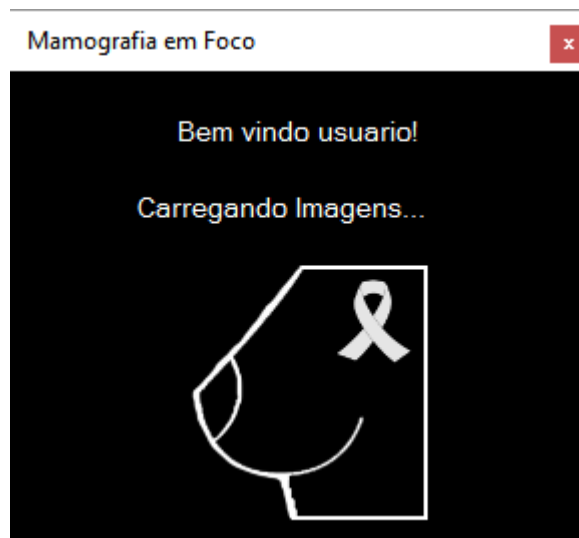


Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.4 Tela de Splash

Quando o usuário efetua *login* com sucesso no programa, a tela de *splash* (Figura 5.10) é mostrada enquanto a interface principal é carregada em segundo plano. Esta tela serve para mostrar ao usuário que o carregamento das imagens está sendo feito e que ele deve aguardar até que esta tarefa seja concluída.

Figura 5.10: Tela de *Splash*.

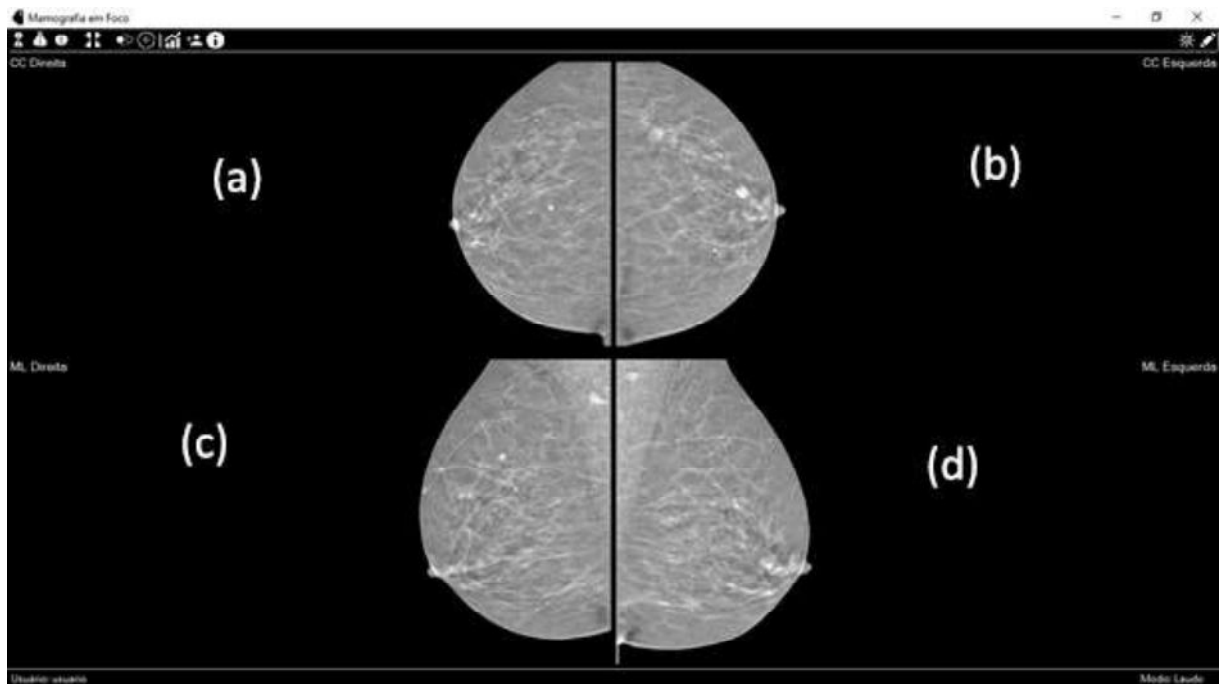


Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.5 Tela de visualização das imagens

A tela de visualização das imagens é o local em que o usuário pode analisar as imagens disponíveis para aquele exame. A Figura 5.11 mostra esta tela em seu estado inicial padrão, mostrando as quatro incidências principais de uma mamografia: craniocaudal direita (a), craniocaudal esquerda (b), médio lateral direita (c), médio lateral esquerda (d).

Figura 5.11: Interface de visualização das imagens para 1 monitor com incidências (a) craniocaudal direita (b) craniocaudal esquerda (c) médio lateral direita (d) médio lateral esquerda.

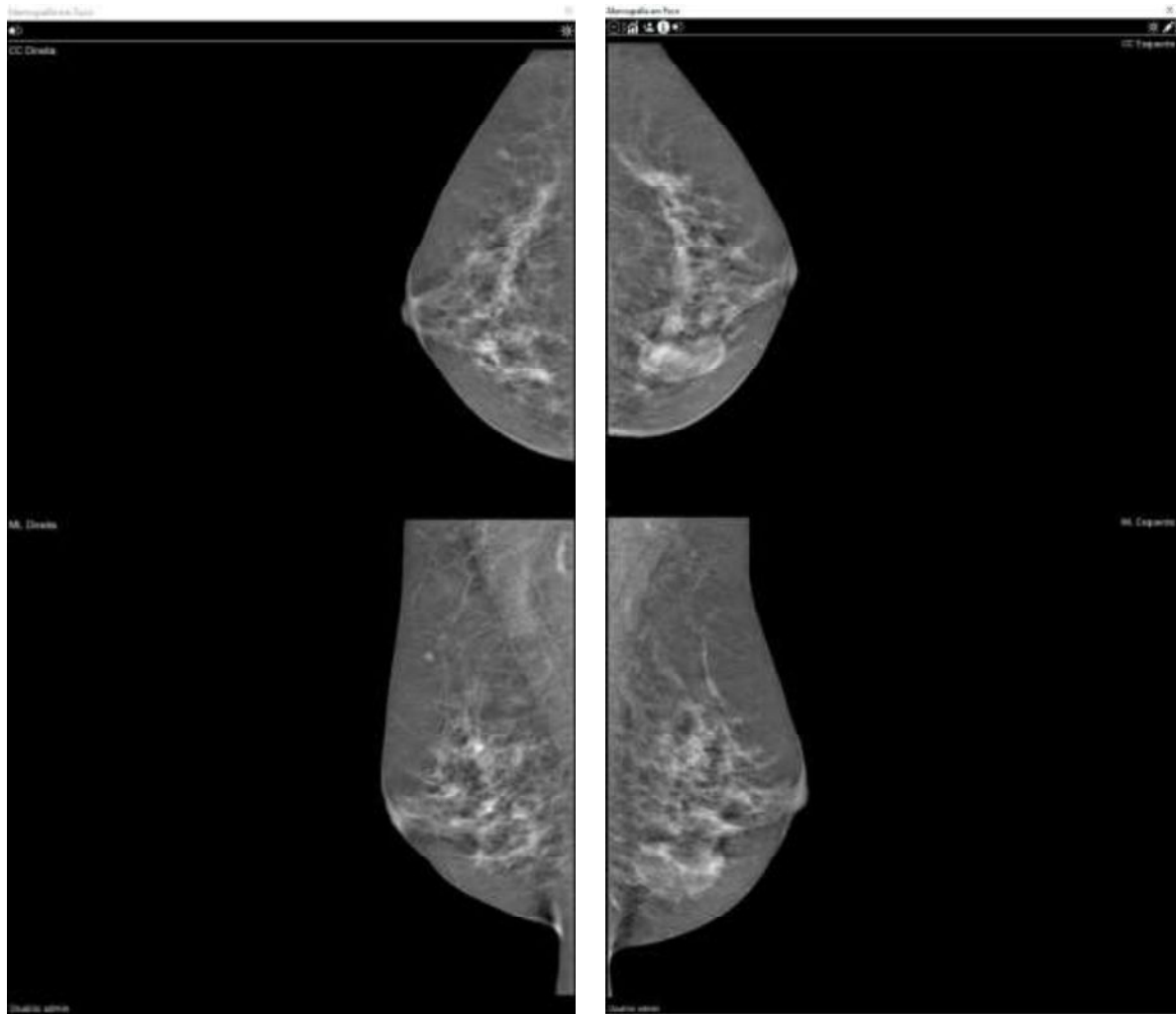


Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A barra de ferramentas superior é explicada com mais detalhes na seção 5.2.6. No canto inferior, são mostradas as informações referentes ao nome do usuário ativo no momento e se ele está no modo laudo ou no modo de edição de banco de dados (seção 5.5).

A Figura 5.12 mostra o modo de dois monitores, em que inicialmente no monitor esquerdo são exibidas as incidências da mama direita e no monitor direito são exibidas as incidências da mama esquerda.

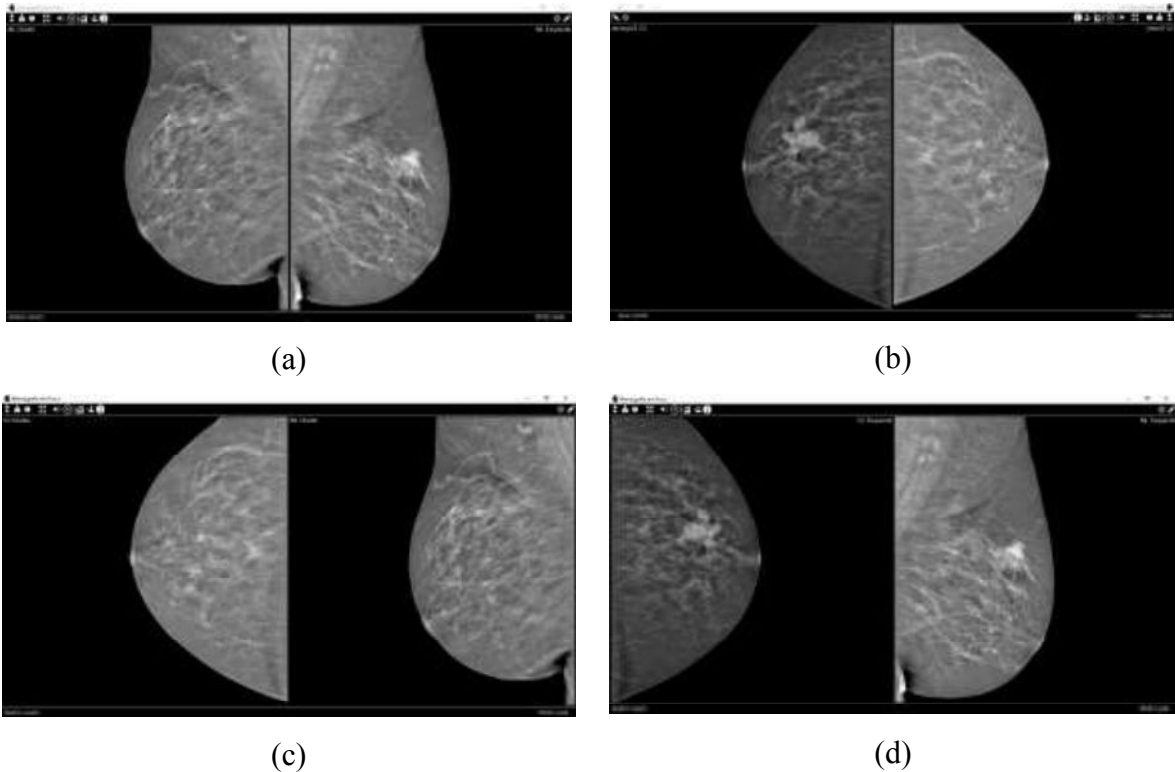
Figura 5.12: Modo de dois monitores.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Para o modo de um monitor, é possível selecionar entre cinco tipos diferentes de visualizações de imagens: quatro incidências, dois incidências craniocaudais, dois incidências médio laterais, dois incidências da mama esquerda, dois incidências da mama direita e somente uma imagem na tela, como mostrado na Figura 5.13.

Figura 5.13: Diferentes modos de visualização de imagem em um monitor: (a) duas incidências médio laterais oblíquas, (b) duas incidências craniocaudais, (c) duas incidências da mama direita e (d) duas incidências da mama esquerda.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O usuário alterna entre pares de imagens visualizadas por meio dos botões na barra de ferramentas superior. Caso queira selecionar apenas uma imagem para visualização, deve clicar duas vezes sobre a imagem que deseja ver. Quando em modo de visualização de uma única imagem, o usuário pode clicar duas vezes para voltar para o modo de visualização de todas as imagens na tela. O modo de visualização de uma imagem para um monitor é mostrado na Figura 5.14.

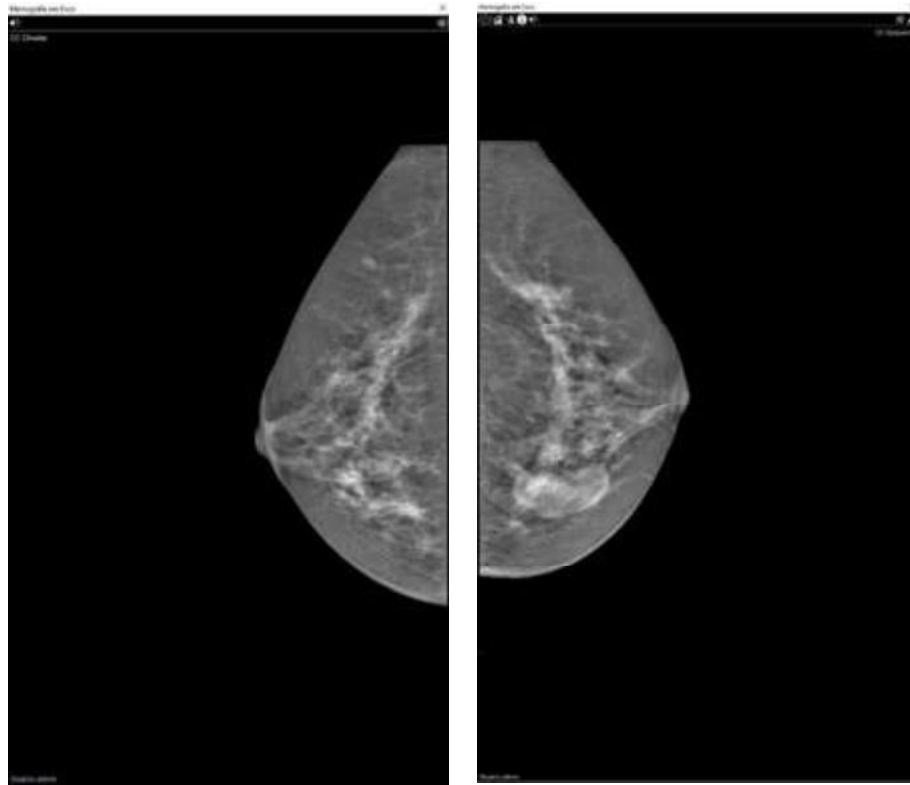
Figura 5.14: Visualização de uma única imagem em um monitor.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

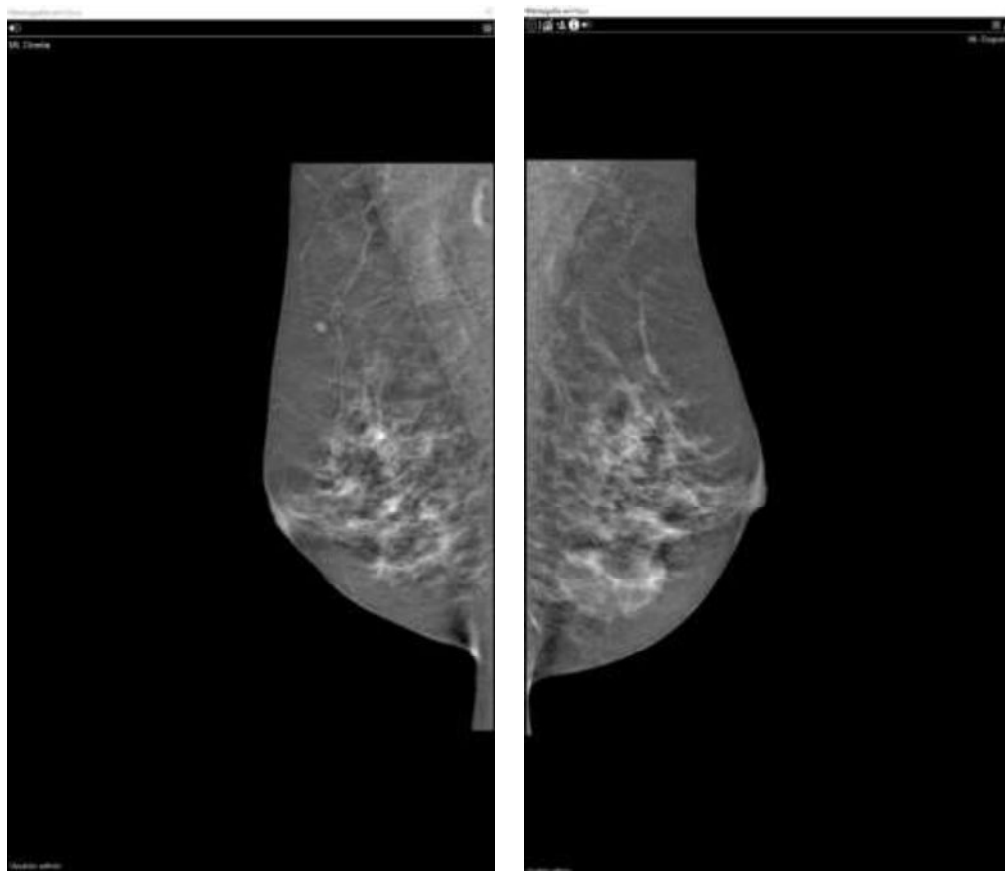
Quando em dois monitores, os botões para alterar os modos de visualização não estão presentes. O usuário deve clicar duas vezes sobre a imagem que deseja ampliar e, quando quiser voltar para a visualização padrão, deve dar um clique duplo novamente. A Figura 5.15 mostra as incidências craniocaudais visualizadas em dois monitores, enquanto a Figura 5.16 mostra as incidências médio laterais.

Figura 5.15: Incidências craniocaudais visualizadas em dois monitores.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 5.16: Incidências médio laterais visualizadas em dois monitores.



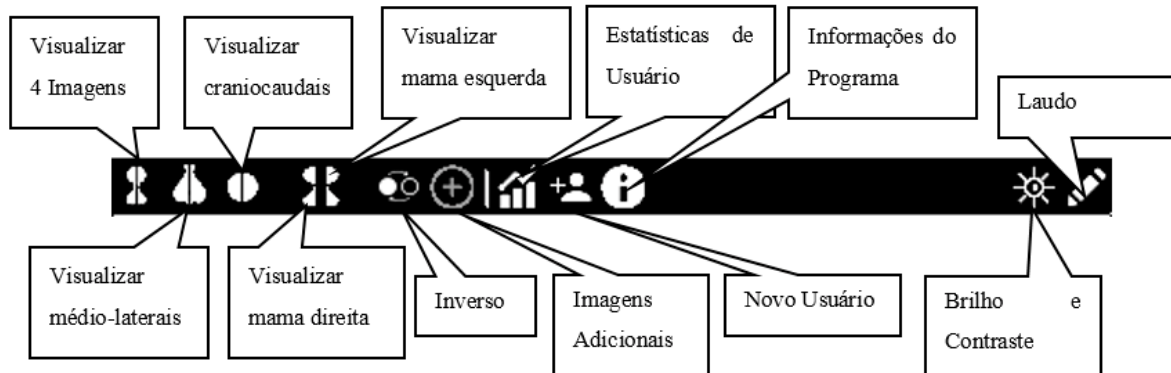
Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.6 Barra de ferramentas

A barra de ferramentas exibe elementos diferentes dependendo do nível de privilégio do usuário, do modo de um ou dois monitores e se o exame possui ou não imagens complementares. Os ícones foram desenvolvidos para este programa ou possuem licença de uso livre da plataforma Icon Finder (ICON FINDER, 2016).

A Figura 5.17 mostra a barra de ferramentas no nível de usuário e com visualização para um monitor. Da esquerda para direita estão os seguintes botões: visualização de quatro imagens, visualização de duas imagens médio-laterais, visualização de duas imagens craniocaudais, visualização de duas imagens de mama direita, visualização de duas imagens de mama esquerda, inverso da imagem, imagens adicionais, estatísticas de usuário, adicionar novo usuário, informações sobre o programa, alterações de brilho e contraste e realização de laudo.

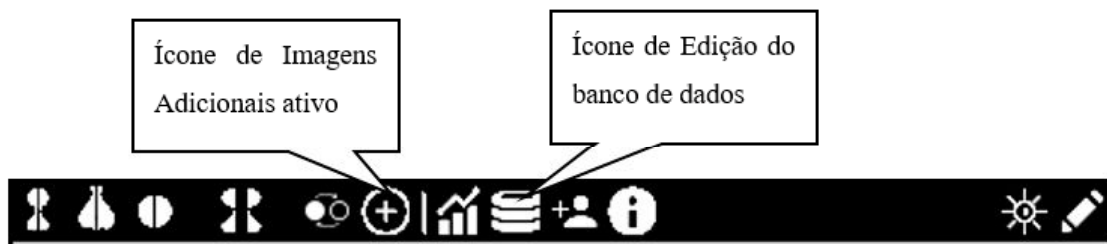
Figura 5.17: Barra de ferramentas para nível de usuário e visualização em um monitor.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O ícone de imagens adicionais só está disponível quando há alguma imagem adicional no exame que está sendo analisado. Na Figura 5.17 ele está inativo, ou seja, não existem imagens adicionais para serem analisadas. Já na Figura 5.18, ele está ativo.

Figura 5.18: Barra de ferramentas para nível de administrador e visualização de um monitor.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A Figura 5.18 mostra a barra de ferramentas para o nível administrador, quando em um monitor. Há a adição do ícone de edição do banco de dados, presente entre os ícones de estatística do usuário e adição de novo usuário.

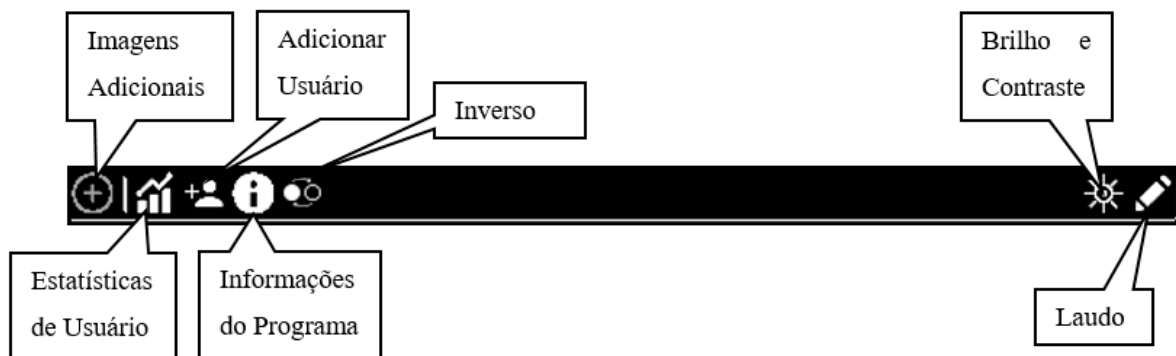
Quando no modo de dois monitores, a barra de ferramentas mostrada no monitor esquerdo possui as opções de Inverso da imagem e alteração de brilho e contraste (Figura 5.19). Já no monitor direito, existem as opções de: visualização das imagens adicionais, adicionar usuário, informações sobre o programa, inverso da imagem, alteração de brilho e contraste e realizar laudo (Figura 5.20).

Figura 5.19: Barra de ferramentas do monitor esquerdo – modo de dois monitores.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 5.20: Barra de ferramentas para o monitor direito – modo de dois monitores.



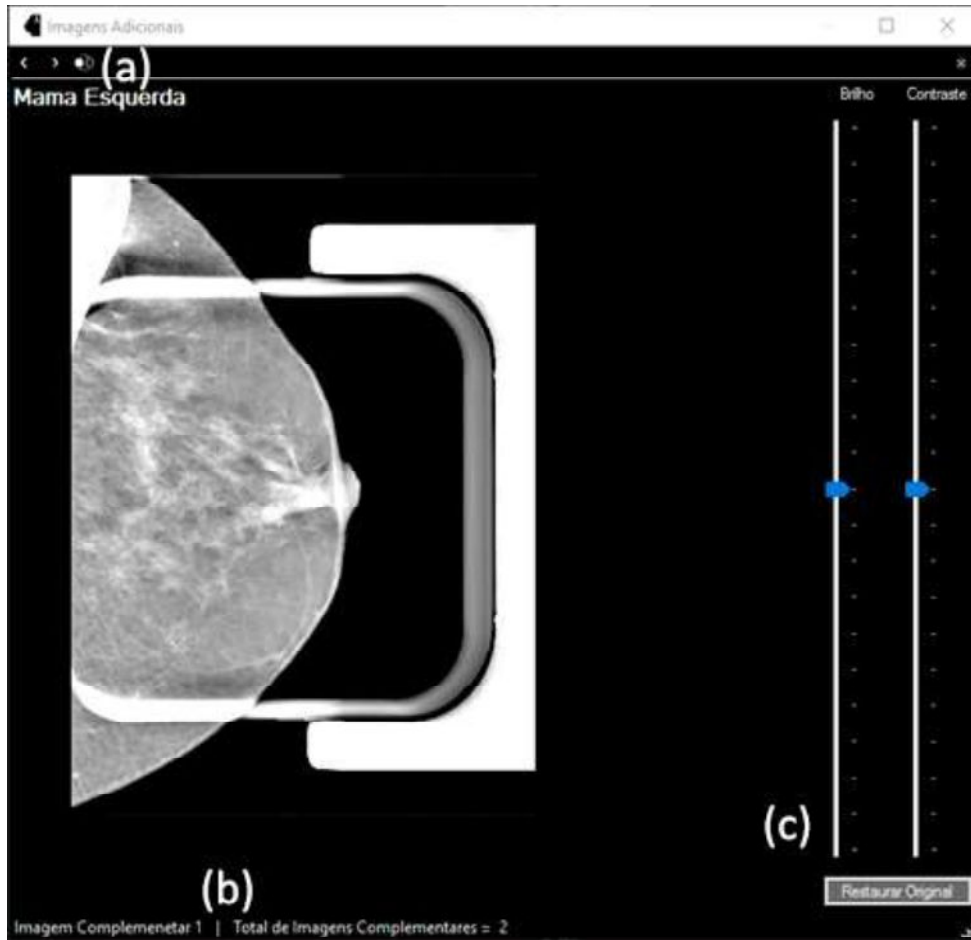
Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.7 Visualização de imagens adicionais

Quando há imagens adicionais no exame que está sendo analisado, o ícone correspondente na barra de ferramentas fica disponível. Ao clicar, o usuário é levado para a janela mostrada na Figura 5.21.

Na parte superior (a) da imagem, o usuário pode alternar entre as imagens complementares, fazer o inverso da imagem mostrada e ver se a imagem é da mama direita ou esquerda. No canto inferior, são mostradas informações sobre qual imagem está sendo mostrada e quantas imagens adicionais estão disponíveis para aquele exame (b). É possível ainda alterar brilho e contraste por meio das barras à esquerda (c).

Figura 5.21: Interface de visualização de imagens adicionais: (a) alternância entre imagens, (b) quantidade de imagens adicionais existentes, (c) alteração de brilho e contraste da imagem.

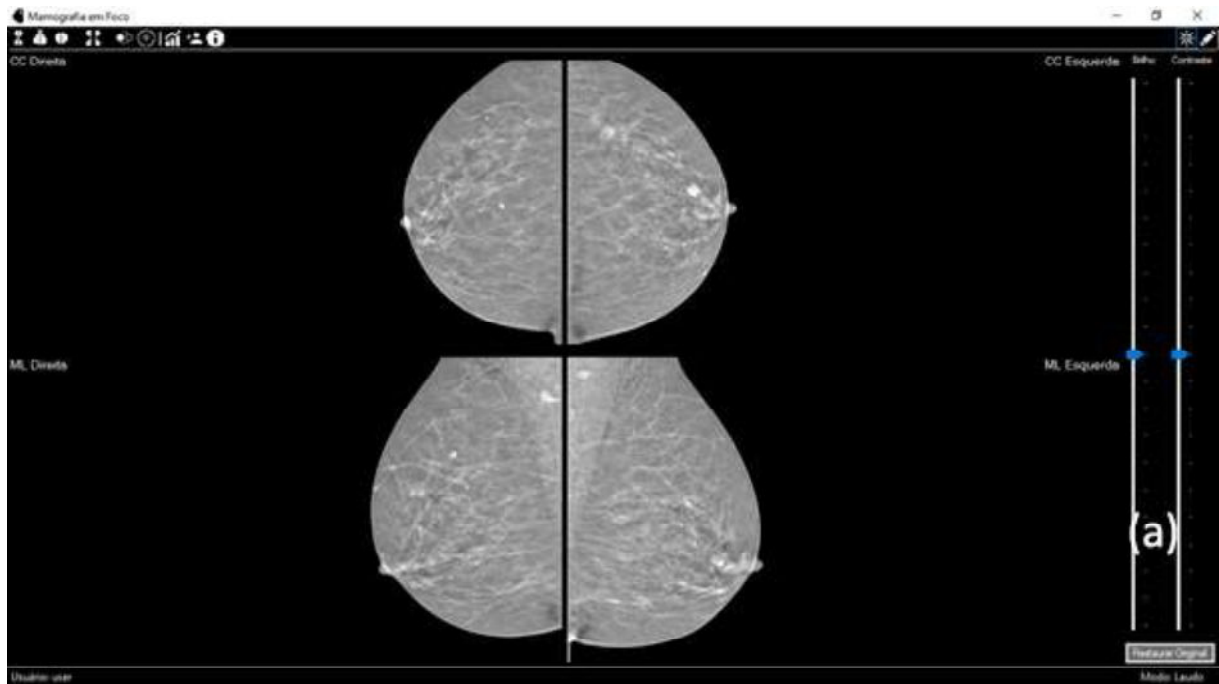


Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.8 Controle de brilho e contraste

O controle de brilho e contraste é acessado por meio de ícone específico presente nas janelas de visualização de imagem. Quando selecionado, uma barra lateral aparece na interface, como mostrado na Figura 5.22(a). À medida que o usuário modifica a posição das barras, a imagem também é modificada. É possível ainda fazer esta alteração pressionando o botão central do mouse (normalmente o botão de rolagem) e movendo-o na imagem, conforme explicado na seção 5.2.9.

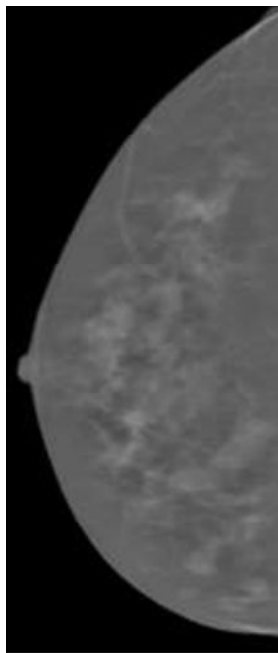
Figura 5.22: Imagens visualizadas com barras de alteração de brilho e contraste (a).



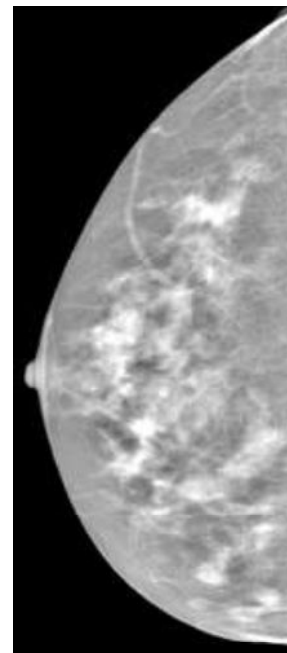
Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A Figura 5.23 mostra a comparação entre duas imagens: uma sem modificação de brilho e contraste (a) e outra que sofreu tal alteração (b).

Figura 5.23: Comparação entre imagem original (a) e com alteração de brilho e contraste (b).



(a)



(b)

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.2.9 Controles por movimento do mouse e cliques

Para agilizar o processo de análise das mamografias, alguns comandos rápidos foram adicionados ao projeto. Assim, o usuário pode realizar ações essenciais sem precisar clicar em botões. Os comandos são:

- Duplo clique sobre uma imagem: faz com que somente a imagem clicada seja exibida no monitor. Dar um duplo clique novamente retorna à visualização padrão daquela tela.
- Girar a roda do mouse sobre uma imagem: faz com que o zoom seja modificado.
- Clicar com a roda do mouse e mover: o movimento horizontal aumenta ou diminui o contraste e o movimento vertical aumenta ou diminui o brilho. A combinação de movimentos horizontal e vertical altera o brilho e o contraste ao mesmo tempo.
- Clicar e arrastar o mouse sobre uma imagem: caso o usuário tenha modificado o nível de zoom da imagem, este movimento permite que ele mude a área que está sendo visualizada, navegando por ela.

5.3 Laudo

O Laudo é feito em diferentes etapas, sendo dividido por: análise do posicionamento da mama, laudo BI-RADS[®] e sugestão de conduta.

5.3.1 Análise de posicionamento da mama

A análise de posicionamento da mama é a primeira etapa da realização de laudo. O usuário deve indicar, apenas pelas imagens fornecidas, se a técnica usada no posicionamento da mama foi correta. A interface de análise de posicionamento da mama mostrada na Figura 5.24 aparece à esquerda das imagens apresentadas na interface, de maneira que o usuário possa preencher a avaliação enquanto avalia visualmente as imagens.

Figura 5.24: Interface de análise de posicionamento da mama.

Análise do Posicionamento da Mama

Incidência Crânio Caudal
Mama Esquerda

Mamilo em Perfil

Músculo Peitoral Visível

Mamilo Centralizado

Mama mal posicionada

Incidência Crânio Caudal
Mama Direita

Mamilo em Perfil

Músculo Peitoral Visível

Mamilo Centralizado

Mama mal posicionada

Incidência Médio Lateral
Esquerda

Sulco Inframamário Visível

Músculo Peitoral faz linha perpendicular com mamilo

Mamilo em Perfil

Mama mal posicionada

Incidência Médio Lateral
Direita

Sulco Inframamário Visível

Músculo Peitoral faz linha perpendicular com mamilo

Mamilo em Perfil

Mama mal posicionada

Realizar Laudo

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Cada incidência deve ter seu posicionamento analisado de maneira individual. Para as incidências craniocaudais, os seguintes aspectos são observados: mamilo em perfil, músculo peitoral visível e mamilo centralizado. O parâmetro de músculo peitoral visível deve ser observado, porém não é levado em conta na conclusão sobre o bom posicionamento da mama. Caso o usuário ache que a característica indicada está presente na imagem, deve marcar a caixa correspondente a ela. Para as incidências craniocaudais, considera-se que a mama está bem posicionada caso o mamilo esteja em perfil e centralizado.

Já para as incidências médio-laterais, os parâmetros analisados são: sulco inframamário visível, músculo peitoral faz linha perpendicular com mamilo e mamilo em perfil. Caso duas das três características estejam presentes na imagem, a mama é considerada bem posicionada.

Em caso de exames que não tenham uma incidência, o quadro correspondente à sua análise é omitido. Ao final da análise, o usuário deve clicar no botão “Realizar laudo” e é levado à interface de realização de laudos.

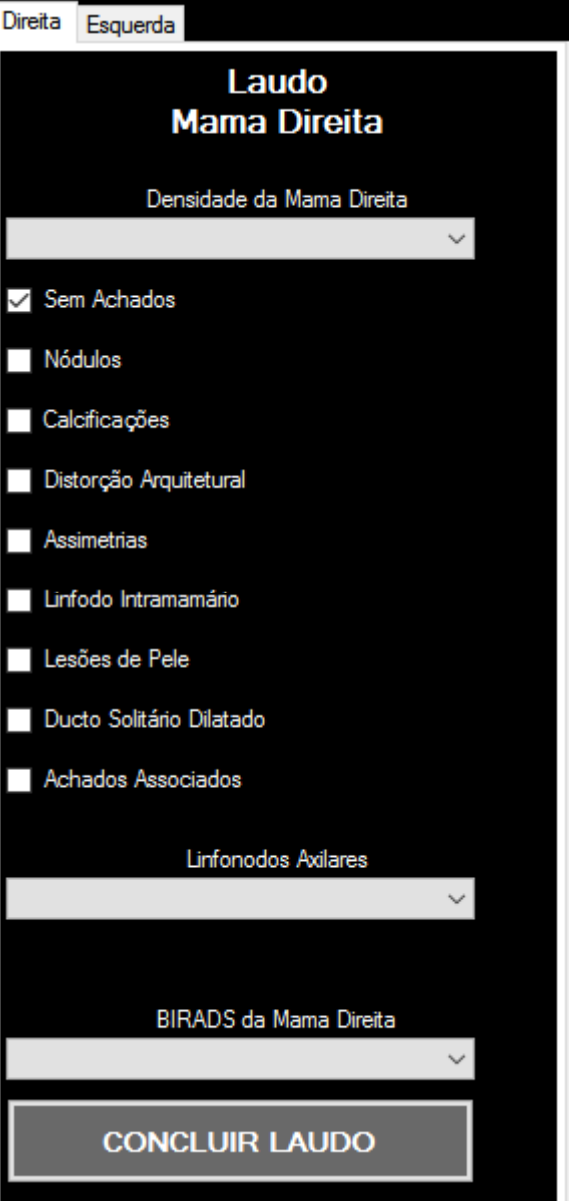
5.3.2 Laudo BI-RADS[®]

A etapa de realização do laudo é feita uma mama por vez, conforme mostrado na Figura 5.25Figura . A ordem dos itens a serem analisados segue a sugestão do atlas BI-RADS[®] (SICKLES; D’ORSI CJ; BASSETT, 2013) e dos especialistas consultados durante o desenvolvimento do projeto. A alternância entre as mamas direita e esquerda é feita por meio de abas no canto superior esquerdo da janela de laudo.

Nos casos em que existir apenas uma das mamas radiografada, somente a parte de laudo destinada a ela estará disponível, ficando a outra bloqueada.

Por padrão, a opção “Sem achados” é selecionada. Os parâmetros de densidade mamária e categoria BIRADS[®] são considerados os mais importantes e, caso o usuário não indique valores para eles, janelas de aviso são mostradas quando ele conclui o laudo, confirmando se ele deseja concluir aquele laudo sem indicar estes parâmetros.

Figura 5.25: Interface para realização de laudo.



A interface de laudo para a Mama Direita, exibindo opções de densidade, uma lista de achados com checkboxes, opções de linfonodos axilares, a escala BIRADS e um botão para concluir o laudo.

Direita | Esquerda

Laudo Mama Direita

Densidade da Mama Direita

Sem Achados

Nódulos

Calcificações

Distorção Arquitetural

Assimetrias

Linfodo Intramamário

Lesões de Pele

Ducto Solitário Dilatado

Achados Associados

Linfonodos Axilares

BIRADS da Mama Direita

CONCLUIR LAUDO

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Quando indicada a presença de nódulos, calcificações ou assimetrias são pedidas informações adicionais sobre estas lesões. Como mostrado na Figura 5.26, após indicada a quantidade de nódulos, o usuário deve preencher as informações sobre forma, margem, densidade e localização de cada lesão individualmente. No caso de grupamentos de calcificações, deve ser indicado ainda o tipo, distribuição e localização destes grupamentos.

As informações adicionais são requeridas apenas para a quantidade de lesões selecionadas. Caso o usuário indique a presença de apenas um nódulo, não é possível preencher as informações adicionais referentes ao nódulo dois, por exemplo.

Figura 5.26: informações adicionais sobre nódulos (a) e calcificações (b).

(a)

(b)

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Para as assimetrias, pede-se que o usuário indique o seu tipo conforme mostrado na Figura 5.27.

Figura 5.27: Indicação do tipo de assimetria.

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.3.3 Sugestão de conduta

Após finalizado o laudo, o usuário deve indicar qual a conduta mais adequada para cada categoria BI-RADS[®] laudada anteriormente. É possível fazer indicações de categorias BI-RADS[®] diferentes para cada uma das mamas, como mostrado na Figura 5.28, em que a seção A é a sugestão de conduta para a mama direita e a seção B é a sugestão de conduta para mama esquerda. Na parte superior de cada indicação, é mostrada a lateralidade da mama analisada, bem como a categoria BI-RADS[®] que o usuário marcou. As opções disponíveis para sugestão de conduta são: mamografia em dois anos, controle radiológico em um ano, controle

radiológico em seis meses, histopatológico, complementação com ultrassonografia, terapêutica específica e compressão/magnificação.

As opções de sugestão de conduta foram baseadas nas instruções do Sistema de informações de controle de câncer de mama (INSTITUTO NACIONAL DO CÂNCER JOSÉ ALENCAR GOMES DA SILVA, 2011) e na opinião de especialistas.

Figura5.28: Sugestão de conduta para (a) Mama Direita (b) Mama Esquerda.

Sugestão de Conduta

Indique a conduta mais adequada para cada caso

Mama Direita (a)
BIRADS® 2

- Mamografia em 2 anos
- Controle Radiológico em 1 ano
- Controle Radiológico em 6 meses
- Histopatológico
- Complementação com ultrassonografia
- Terapêutica Específica
- Compressão / Magnificação

Mama Esquerda (b)
BIRADS® 2

- Mamografia em 2 anos
- Controle Radiológico em 1 ano
- Controle Radiológico em 6 meses
- Histopatológico
- Complementação com ultrassonografia
- Terapêutica Específica
- Compressão / Magnificação

Prosseguir

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.4 Feedback do desempenho do usuário

O *feedback* sobre o laudo realizado ocorre logo após a sugestão de conduta do exame. Mostra-se ali informação sobre a classificação BI-RADS[®], a densidade mamária, os achados e os linfonodos axilares, como mostrado na Figura 5.29.

Na coluna da esquerda é exibido o que o usuário marcou em seu laudo, na coluna do meio o nome do parâmetro que está sendo analisado e na coluna da direita o laudo correto. Se o usuário acertou, a frase “LAUDO CORRETO” é mostrada. Caso ele tenha errado, indica-se ali o que seria o correto para aquele caso.

Se o usuário não indicou uma categoria BI-RADS[®], densidade mamária ou linfonodos axilares, a frase “SEM MARCAÇÃO” aparece na coluna da esquerda.

Figura 5.29: Feedback de desempenho.

Mama Direita		
Usuário	Parâmetro	Laudo Correto
3	BIRADS	2
B	Densidade Mamária	LAUDO CORRETO
SEM ACHADOS	Achados	Distorção Arquitetural
SEM MARCAÇÃO	Linfonodos Axilares	Linfonodo Axilar Não Visibilizado

Próximo Caso

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Ao clicar no botão “Próximo caso”, um novo caso é mostrado para ser analisado. Caso o usuário não tenha visualizado ainda o *feedback* para a mama esquerda, ao clicar neste botão ele é primeiro levado a visualizar esta informação e só depois, ao clicar novamente no botão, que é levado para o próximo caso.

5.4.1 Indicadores de desempenho

A qualquer momento, o usuário pode ter acesso ao seu desempenho até o momento. Isto é feito por meio da interface de desempenho geral, que será apresentado na seção 7 de resultados.

O desempenho do usuário é descrito com o número de falso-positivos, falso-negativos, verdadeiro-positivos, verdadeiro-negativos, índice Kappa, sensibilidade, especificidade e AUC. É mostrado o gráfico da curva ROC para o desempenho geral e outro gráfico em que o usuário

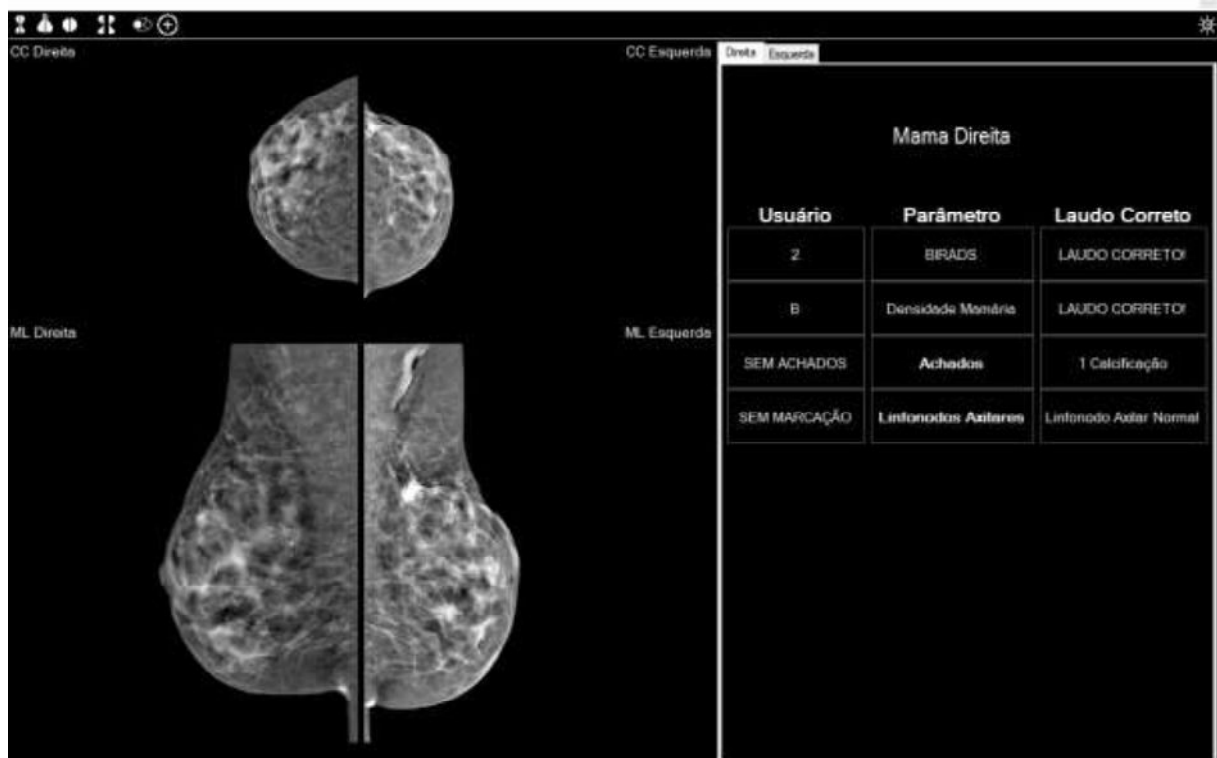
pode visualizar a sensibilidade, especificidade e índice Kappa para cada conjunto de 10 exames analisados, sendo possível assim avaliar seu desempenho ao longo do treinamento.

O usuário poderá rever os últimos casos analisados, como explicado na seção 5.4.2.

5.4.2 Revisão de casos

A revisão dos casos que já foram analisados acontece por meio da interface mostrada na Figura 5.30. Ali estão presentes as mesmas ferramentas de manipulação de imagens da tela de visualização de imagens (seção 5.2.5), bem como as informações sobre o laudo feito e o laudo correto. Não é possível refazer os laudos mostrados, apenas revisá-los.

Figura 5.30: Interface de revisão dos casos analisados.



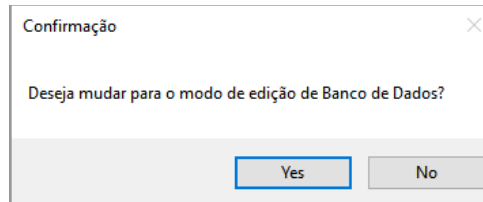
Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

5.5 Cadastro de novos exames

O cadastro de novos exames pode ser feito somente por usuários com privilégio de administrador. Para isto, ele deve clicar no ícone correspondente (Figura 5.18) e após confirmar

desejo de ir para o modo de edição do banco de dados (Figura 5.31), será exibida uma nova interface.

Figura 5.31: Janela de confirmação de mudança para modo de edição de banco de dados.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A interface para edição de banco de dados é mostrada na Figura 5.32 e é semelhante à interface de visualização de imagens. Antes de fornecer as informações referentes ao laudo, devem ser adicionadas as imagens do exame. São aceitas como entrada apenas imagens no formato DICOM, para garantir a qualidade geral do banco de dados. No canto inferior direito (Figura 5.32 - a), é mostrada a informação de que o programa está no modo de edição de banco de dados. Como este modo é destinado apenas à alimentação da base de dados, não é possível acessar as funções de manipulação de imagens presentes na interface de visualização de imagens. Esta medida foi adotada para garantir que todos os laudos inseridos tenham sido feitos em plataforma externa, já que o *Mamografia em Foco* é uma ferramenta voltada exclusivamente para treinamento.

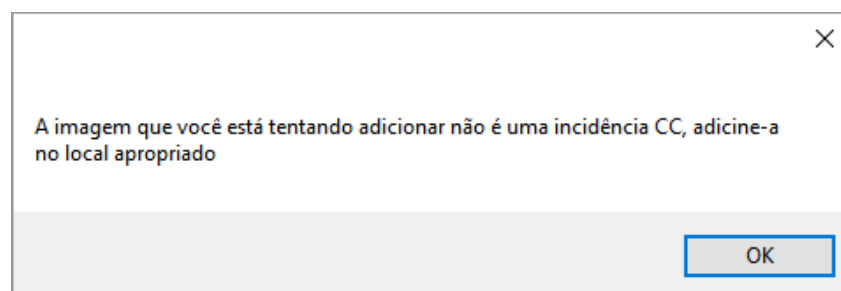
Figura 5.32: Interface de adição de novos exames – (a) Modo de edição do banco de dados.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Para a adição de imagens, foram previstos dois modos: manual e automático. No modo manual, o usuário deve clicar sobre o campo da imagem que deseja adicionar: craniocaudal direita ou esquerda, médio-lateral direita ou esquerda, imagem complementar. Então, seleciona-se o arquivo desejado no disco do computador. Antes da imagem ser aceita, as seguintes informações são checadas nas *tags* DICOM: modalidade da imagem (imagens não provenientes de mamografias somente podem ser adicionadas como imagem adicional), lateralidade e incidência. Caso a imagem selecionada pelo usuário vá de encontro a uma destas três verificações feitas, uma caixa de diálogo é mostrada informando sobre qual erro foi encontrado. A Figura 5.33 mostra uma caixa de diálogo de quando o usuário tentou adicionar uma imagem médio-lateral no campo destinado a uma imagem craniocaudal.

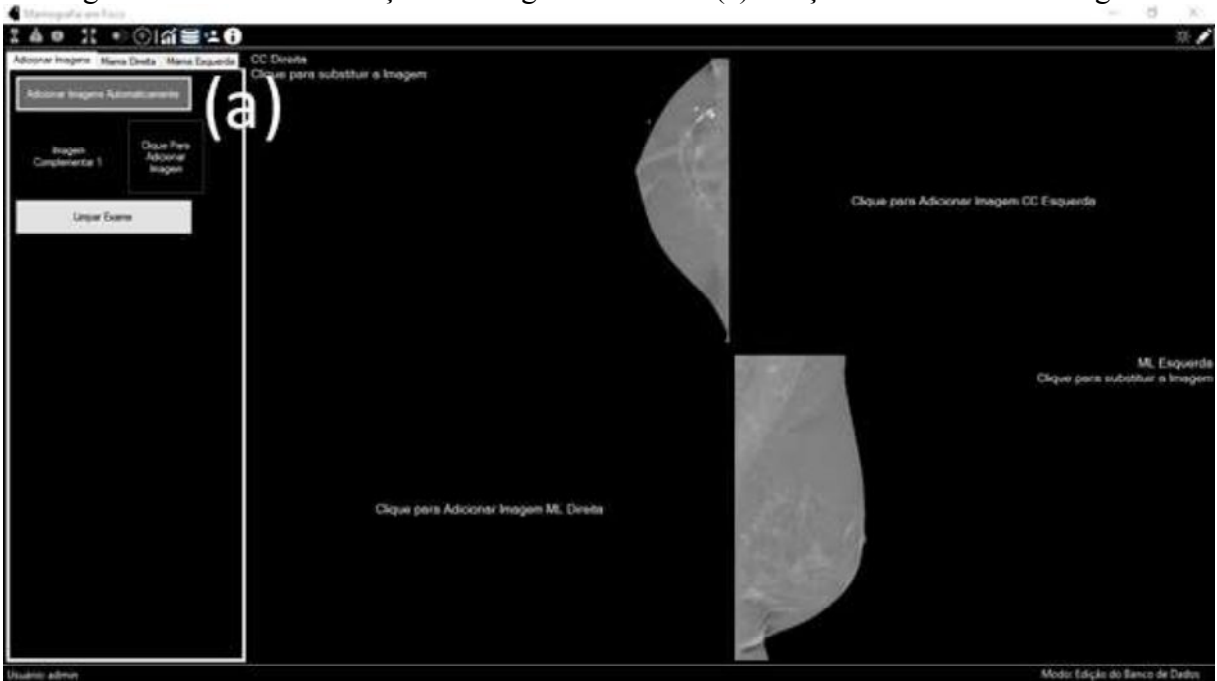
Figura 5.33: Caixa de diálogo de erro ao adicionar imagem.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

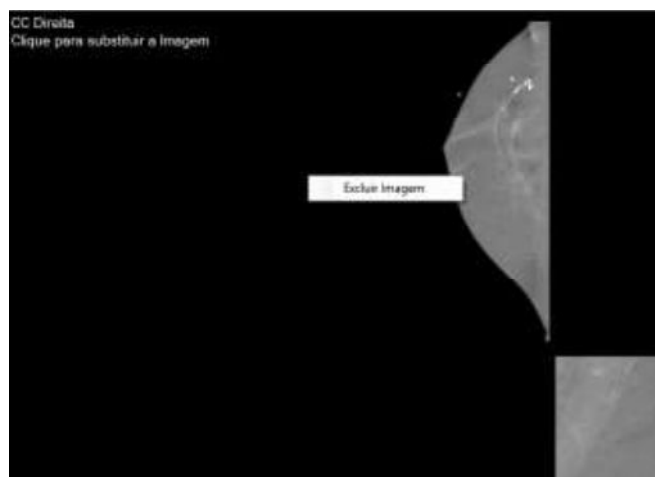
A Figura 5.34 mostra um exemplo do modo de adição de imagens manual. Nele, já foram adicionadas imagens das incidências craniocaudal direita e médio-lateral esquerda. Se o usuário quiser substituir uma imagem que já foi adicionada, basta clicar nela com o botão direito do mouse e selecionar a nova imagem. Se quiser apenas excluí-la sem substituição, basta clicar com o botão direito do mouse e selecionar “Excluir Imagem”, como exemplificado na Figura 5.35.

Figura 5.34: Modo de adição de imagens manual – (a) Adição automática de Imagens.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 5.35: Opção de excluir Imagem.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O modo automático de adição de imagens é acessível pelo botão superior esquerdo “Adicionar Imagens automaticamente” visto na Figura - a. Ao clicar ali, o usuário deve selecionar uma pasta que contenha todas as imagens referentes àquele caso. Usando as *tags* DICOM 0008,0060 (Modalidade), 0020,0060 (Lateralidade) e 0018,5101 (Incidência), o programa classifica as imagens e as coloca em seus devidos lugares. Caso haja algum erro na leitura das *tags*, este processo não acontece e o usuário deve adicionar as imagens de forma manual.

Para indicar o laudo do exame que está sendo adicionada, há uma interface idêntica à de realização de laudos apresentada na Figura 5.25. A indicação é feita mama por mama e apenas a aba correspondente à mama que já teve imagens adicionadas fica disponível.

Quando finalizado o laudo, o usuário deve clicar no botão “Adicionar exame”, presente no canto inferior da interface de inserção de laudos mostrada na Figura 5.36. Ele voltará então à interface de adição de imagens para continuar alimentando a base de dados. Caso queira, o usuário pode, a qualquer momento, sair do modo de edição de banco de dados clicando no ícone correspondente à edição de banco de dados ou no ícone de laudo, na barra de ferramentas superior.

Figura 5.36: Adição de laudo BI-RADS[®].

A imagem mostra uma interface de usuário para a adição de um laudo BI-RADS. No topo, há uma barra de navegação com os itens "Adicionar Imagens", "Mama Direita" (selecionado) e "Mama Esquerda". O título principal da tela é "Mama Direita". Abaixo, há um campo de seleção rotulado "Denidade da Mama Direita". Seguem-se uma série de opções de diagnóstico com caixas de seleção: "Sem Achados" (marcada), "Nódulos", "Calcificações", "Distorção Arquitetural", "Assimetrias", "Linfonodo Intraaxilar", "Lesões de Pele", "Ducto Subilar Dilatado" e "Achados Associados". Abaixo dessas opções, há um campo de texto rotulado "Linfonodos Axilares". No final da lista de opções, há um campo de seleção rotulado "BI-RADS da Mama Direita". No canto inferior da interface, há um botão cinza com o texto "ADICIONAR EXAME".

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

6 TREINAMENTO

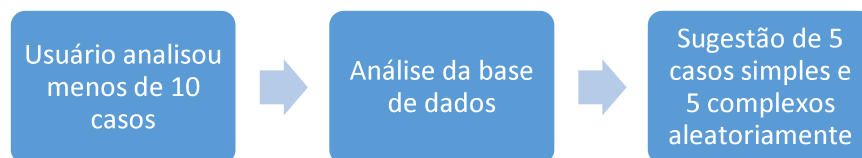
Para que a participação do tutor no treinamento do usuário seja minimizada, é preciso que haja um algoritmo de seleção de casos que indique de maneira personalizada os próximos casos a serem vistos.

6.1 Algoritmo de sugestão de casos

Considerando que é possível prever a dificuldade de um caso para certo indivíduo no treinamento de leitura de mamografias (MAZUROWSKI et al., 2010) e que os erros cometidos normalmente seguem um padrão possível de ser detectado (MAZUROWSKI et al., 2012), foi desenvolvido um algoritmo para fazer a sugestão automática de casos a serem analisados pelo usuário. Este algoritmo se baseia no padrão de erros cometidos pelo usuário e nas informações disponíveis nos exames cadastrados na base de dados, para que os próximos exames contenham o máximo de informações possíveis para ajudar o usuário a ter contato com os elementos que mais estiver errando.

Caso o usuário esteja realizando o treinamento pela primeira vez ou ainda não tenha analisado 10 casos, uma sugestão de exames inicial é feita, como demonstrado na Figura 6.1. A escolha por mesclar exames simples e complexos foi feita, pois de acordo com o que foi visto na literatura, para que um treinamento deste tipo seja efetivo, é preciso que o usuário seja confrontado com casos dos dois tipos (GRIMM et al., 2014).

Figura 6.1: Sugestão de casos iniciais.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Inicialmente, toda a base de dados é mapeada e classificam-se os casos disponíveis entre simples e complexos. Um exame é considerado complexo se:

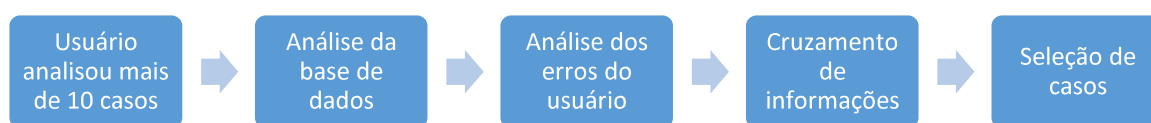
- Ao menos uma das mamas analisadas for densa (densidade C ou D) e tiver um ou mais achados mamográficos;

- Ao menos uma das mamas analisadas for gordurosa (densidade A ou B) e tiver dois ou mais achados mamográficos;

Esta classificação foi feita conforme a opinião de especialistas da área e está de acordo com o que foi visto em trabalhos anteriores (CARNEIRO; MAMERE; PATROCINIO, 2015).

Para os usuários que já realizaram mais de dez laudos, é possível detectar o padrão de erros cometidos e fazer a sugestão de novos casos com base nestes erros, conforme algoritmo mostrado na Figura 6.2.

Figura 6.2: Sugestão de novos casos



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Na análise da base de dados, é feita uma tabela de pesos dos exames com 33 linhas e número de colunas igual ao número de exames registrados na base de dados. A primeira linha tem a informação do ID do exame, enquanto as outras linhas são preenchidas com 1 ou 0 conforme o exame tenha ou não as características listadas a seguir: categoria BI-RADS[®] 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, Densidade mamária A, B, C, D, Distorção arquitetural, lesão de pele, linfonodo intramamário, achados associados, ducto solitário dilatado, assimetrias, calcificações, nódulos, linfonodo axilar não visibilizado, linfonodo axilar normal, linfonodo axilar com alteração, tipo de assimetria (se além de ter assimetria, o exame tem especificado o tipo de assimetria existente), densidade do nódulo, margens do nódulo, forma do nódulo, localização do nódulo, tipo de calcificação, distribuição da calcificação, localização da calcificação, exame simples ou exame complexo.d

O Quadro 6.1 mostra um exemplo da tabela explicado anteriormente. A primeira linha registra a informação sobre o ID do exame. De acordo com as informações apresentadas, o exame de ID = 1 tem BI-RADS[®] igual a 1 e a presença de um ou mais grupamentos de calcificações. O exame de ID = 2 também tem a presença de um ou mais grupamentos de calcificações. O exame de ID = 3 tem a presença de um ou mais nódulos, um ou mais grupamentos de calcificações e é um exame considerado complexo.

Quadro 6.1: Exemplo de matriz da análise do banco de dados.

ID do exame	1	2	3
BI-RADS [®] 0	0	0	0
BI-RADS [®] 1	1	0	0
...
Nódulo	0	0	1
Calcificação	1	1	1
...
Exame complexo	0	0	1

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A análise dos erros do usuário acontece preenchendo-se uma matriz de 30 linhas semelhante à apresentada no Quadro 6.1, com exceção de não ter a primeira linha de identificador do exame e nem as duas últimas de exame simples e complexo. Esta é a tabela de erros do usuário, em que cada linha possui uma pontuação que aumenta conforme o usuário comete o erro correspondente à característica daquela linha.

Primeiro, calcula-se o coeficiente P1, conforme mostrado na equação 8. Para isto, contam-se quantas vezes o usuário classificou a característica de interesse de maneira correta e divide-se pela soma dos acertos e erros para a mesma característica. É obtido um valor entre 0 e 1.

Como mostra a equação 9, P2 é calculado pela multiplicação por 1000 por P1 subtraído de 1. Esta etapa tem um fim meramente computacional, para evitar a manipulação de números decimais. Além disso, como em P1 considerou-se a quantidade de acertos para o cálculo, na equação 2 é feita a inversão para que o coeficiente represente a quantidade de erros.

Já P3 é calculado somando-se P2 com a multiplicação de um coeficiente (multiplicador) pelo número de erros graves cometidos, como mostra a equação 10. O multiplicador de erro grave usado tanto para densidade mamária quanto para classificação BI-RADS[®] foi de 200. Este método, bem como as equações P1, P2 e P3, foram desenvolvidos pelo autor para este trabalho.

Apenas os últimos 20 exames feitos pelo usuário são considerados no cálculo das pontuações.

$$P1 = \frac{\text{Quantidade de acertos}}{\text{Número de acertos} + \text{Número de erros}} \quad (8)$$

$$P2 = 1000 * (1 - P1) \quad (9)$$

$$P3 = P2 + \text{Multiplicador} * \text{número de erros graves} \quad (10)$$

O coeficiente P3 é usado como pontuação de erro para as características que possuem a possibilidade de erro grave: categoria BI-RADS[®] e densidade mamária. O coeficiente P2 é usado para todas as outras características.

A Tabela 6.1 mostra os parâmetros que foram utilizados para qualificar um erro de classificação de densidade mamária como grave. Como exemplo, se uma mama tem a sua classificação correta indicada pelo padrão-ouro como A e o laudo feito pelo usuário foi de densidade C ou D, este é considerado um erro grave.

Tabela 6.1: Classificações de erro grave para densidade mamária.

Densidade mamária	
Correta (padrão-ouro)	Laudo do usuário
A	C ou D
B	D
C	A
D	A ou B

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A Tabela 6.2 mostra os critérios utilizados para que um erro de classificação BI-RADS[®] seja considerado grave. Por exemplo, se uma mama tem a sua classificação correta indicada como BI-RADS[®] 2 e no laudo o usuário indicou BI-RADS[®] 0, 4, 5 ou 6, então este erro é grave. Já se a classificação correta é BI-RADS[®] 5 e o usuário em seu laudo indicou BI-RADS[®] 1, 2 ou 3, este erro também é grave. Esta classificação visa dar mais peso a erros que são mais prejudiciais à paciente, como falso-positivos e falso-negativos, considerando-se como positivas classificações BI-RADS[®] 0, 4, 5 ou 6 e como negativas classificações BI-RADS[®] 1, 2 ou 3.

Tabela 6.2: Classificações de erro grave para classificação BI-RADS[®].

Classificação BI-RADS [®]	
Correta (padrão-ouro)	Laudo do usuário
0	1, 2 ou 3
1	0, 4, 5 ou 6
2	0, 4, 5 ou 6
3	0, 4, 5 ou 6
4	1, 2 ou 3
5	1, 2 ou 3
6	1, 2 ou 3

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Feita esta classificação, a matriz de erros do usuário obtida é exemplificada pelo Quadro 6.2.

Quadro 6.2: Exemplo de matriz da análise dos erros do usuário.

BI-RADS [®] 0	333
BI-RADS [®] 1	1200
...	...
Nódulo	0
Calcificação	416

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Neste exemplo, supõe-se que o usuário já tenha feito a análise de 20 exames. Destes, três tinham a classificação correta como BI-RADS[®] 0 e ele classificou erroneamente um deles como BI-RADS[®] 1. Sendo assim, sua pontuação para BI-RADS[®] 0 é de 333, conforme equações 8 e 8. Ainda considerando os mesmos exames analisados, cinco tinham a classificação correta como BI-RADS[®] 1 e o usuário classificou, de forma errada, dois deles como BI-RADS[®] dois e dois deles como BI-RADS[®] 4, ou seja, cometeu dois erros graves. Assim, a pontuação para BI-RADS[®] 1 é 1200, conforme equações 8, 9 e 10.

Para nódulos, o usuário não cometeu nenhum erro, tendo a pontuação 0 para este achado. Já para calcificações, entre 12 exames que tinham este achado, ele errou cinco e acertou sete, obtendo pontuação de 416, conforme equações 1 e 2. Este mesmo processo é repetido para

todas as outras características analisadas, completando-se assim a tabela de erros do usuário exemplificada no Quadro 6.2.

O Quadro 6.3 mostra o exemplo da matriz de pontuações de exames, obtida pela multiplicação entre a tabela de pesos dos exames (Quadro 6.1) e a tabela de erros do usuário (Quadro 6.2). A última linha é a pontuação final de cada exame. Como a matriz de pesos dos exames tem somente valores 0 ou 1, as pontuações finais da matriz de pontuações de exames representam o quanto as características daquele exame coincidem com os erros do usuário em seus laudos.

Quadro 6.3: Exemplo de matriz de pontuações dos exames.

ID do exame	1	2	3
BI-RADS [®] 0	0	0	0
BI-RADS [®] 1	1200	0	0
...
Nódulo	0	0	0
Calcificação	416	416	416
Soma	1616	416	416

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Após a finalização desta etapa, são selecionados, de forma aleatória, 10 exames cujas pontuações estejam entre as 10 maiores pontuações calculadas. Esta etapa é importante para garantir que toda a base de dados seja considerada, no caso de existirem exames com pontuações iguais que estejam entre as 10 maiores.

Este algoritmo é executado a cada 10 exames interpretados. O usuário é livre, porém, para interpretar quantos exames desejar em uma única seção de trabalho, sem prejuízo nenhum ao método de análise proposto. Ele pode, por exemplo, analisar somente três exames em uma seção de treinamento, sem prejuízo para o algoritmo de seleção de exames.

7 RESULTADOS DOS TESTES DE USO REALIZADOS POR RESIDENTES E DISCUSSÕES

Para o teste de uso no dia-a-dia clínico, dois residentes em radiologia da Universidade Federal de Uberlândia e três residentes em mastologia da Escola Paulista de Medicina (Universidade Federal de São Paulo) utilizaram o *Mamografia em Foco*. Os testes não tiveram como objetivo avaliar a evolução dos usuários em suas habilidades de leitura de mamografias, mas sim coletar informações sobre a usabilidade e validação do sistema e a interface, de forma a adaptá-la às necessidades dos usuários do treinamento e atender sugestões dos usuários.

As sessões de treinamento foram realizadas em ambiente hospitalar, sob supervisão dos preceptores dos residentes, responsáveis por seus treinamentos. O número de casos analisados por usuário variou conforme a disponibilidade de tempo de cada um.

Durante os testes, foram levantadas algumas necessidades, que já foram implementadas na versão final do programa, descrita neste trabalho:

- Implementação da interface de revisão dos últimos casos para possível discussão com equipe técnica;
- Foi encontrado um erro que fazia com que sempre fosse indicada uma assimetria global na mama analisada;
- Mudança nos termos usados na análise de posicionamento da mama;
- Adição de atalhos de *mouse* para modificação de brilho e contraste;
- Adição da opção de inverso da imagem;
- Considerar apenas mamografias de rastreamento na base de dados;
- Mostrar o exame já com alguma alteração de brilho e contraste para evitar que o usuário tenha que fazer esta alteração todas as vezes;
- Melhorias na interface de análise de posicionamento da mama;

Os testes permitiram que fosse verificada a eficiência do algoritmo de sugestão de exames em uma situação real. Todos os cinco usuários analisaram inicialmente cinco exames simples e cinco exames complexos. Para três usuários foi possível ainda verificar a eficiência do algoritmo de sugestão de exames com base em seus erros, já que eles fizeram a leitura de mais de dez exames. Para todos os usuários testados, o algoritmo de seleção de novos casos foi adequado, sendo validado seus cálculos.

Para a análise de desempenho em classificação das categorias BI-RADS[®], foram considerados como diagnósticos positivos as categorias BI-RADS[®] 0, 4, 5 e 6 e como diagnósticos negativos as categorias BI-RADS[®] 1, 2 ou 3. Esta classificação foi levada em consideração para a avaliação de desempenho e *feedback* aos usuários com indicadores estatísticos.

O Quadro 7.1 mostra a performance do usuário 1 nas sessões de treinamento. Este usuário realizou o laudo de três exames, totalizando seis mamas. Neste quadro, é possível observar a performance dele quanto à análise da densidade mamária, classificação BI-RADS[®], análise de linfonodo axilar, nódulos e calcificações. Na Tabela 7.1 são mostrados os valores de sensibilidade, especificidade, índice Kappa e AUC para o usuário 1.

Quadro 7.1: Performance do usuário 1 nas sessões de treinamento.

Usuário	Densidade de mama		BI-RADS [®]			
	1	Analisados	6	Analisados	6	Verdadeiro-Negativo
Acertos		2	Acertos	3	Verdadeiro-Positivo	0%
Erros		4	Erros	3	Falso-Positivo	0%
Taxa de acerto		33%	Taxa de acerto	50%	Falso-Negativo	100%
Linfonodo Axilar		Nódulos		Calcificações		
Analisados		6	Verdadeiro-Negativo	40%	Verdadeiro-Negativo	50%
Acertos		6	Verdadeiro-Positivo	100%	Verdadeiro-Positivo	75%
Erros		0	Falso-Positivo	60%	Falso-Positivo	50%
Taxa de acerto		100%	Falso-Negativo	0%	Falso-Negativo	25%

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Tabela 7.1: Desempenho do usuário 1 para classificação BI-RADS[®].

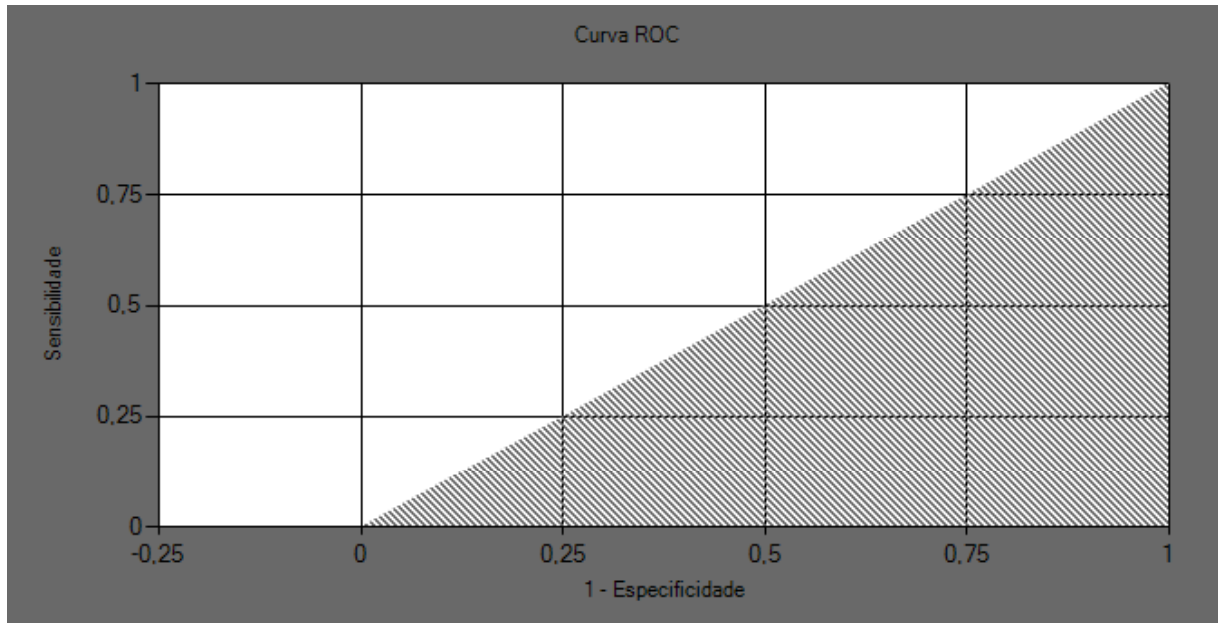
Parâmetro	Valor
Sensibilidade	0 (0/1)
Especificidade	1 (5/5)
Índice Kappa	0
AUC	0,5

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O usuário 1 falhou ao detectar o único caso positivo apresentado a ele e, com isso, sua sensibilidade foi zero. Sua especificidade foi máxima, não tendo nenhum caso falso-positivo. O usuário teve taxa de acerto de 33% quanto à densidade mamária e se equivocou na detecção de alguns nódulos e de uma calcificação. O desempenho em análise de linfonodo axilar foi de

100%. A Figura 7.1 mostra a curva ROC para este usuário, com AUC de 0,5. O usuário 1 trabalha em seu dia a dia clínico com um equipamento do tipo CR, o que pode explicar o seu baixo desempenho ao fazer o treinamento com imagens provenientes de equipamentos DR, principalmente na análise de densidade mamária.

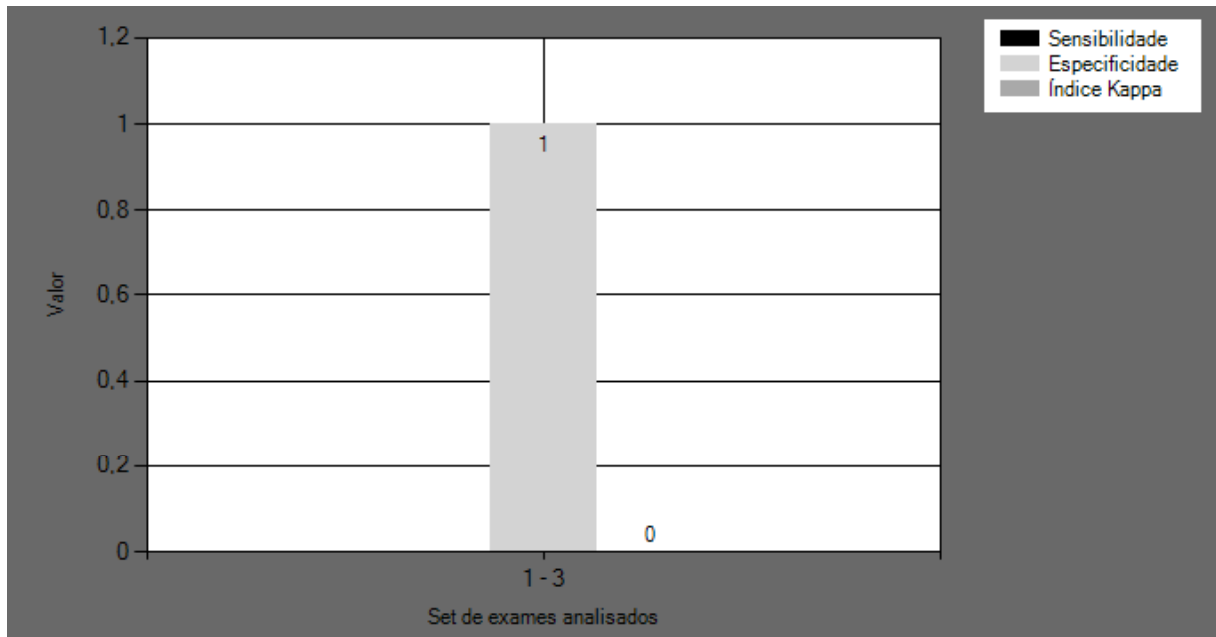
Figura 7.1: Curva ROC para usuário 1.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A Figura 7.2 mostra a evolução do usuário 1 ao longo do treinamento. Este gráfico mostra o desempenho em sensibilidade, especificidade e índice Kappa para cada grupo de 10 exames. Como o usuário analisou apenas três exames, com Kappa 0 e sensibilidade também 0, apenas a barra da especificidade é mostrada no gráfico.

Figura 7.2: Evolução do usuário 1.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O usuário 2 fez a avaliação de 11 exames, em um total de 22 mamas. O Quadro 7.2 e a Tabela 7.2 mostram o desempenho do usuário 2 em sua sessão de treinamento. Assim como o usuário 1, ele também teve performance baixa na análise de densidade mamária, o que também pode ser explicado por ele trabalhar sem seu dia a dia com um equipamento do tipo CR. O usuário teve uma taxa alta de falso-negativos para classificação BI-RADS[®], com sensibilidade de 0,5. Chama a atenção também o usuário ter uma taxa de falso-positivo de 40% para detecção de nódulos. O índice Kappa deste usuário foi de 0,43 e a AUC 0,708.

Quadro 7.2: Performance do usuário 2 nas sessões de treinamento.

Usuário	Densidade de mama		BI-RADS [®]			
	2	Analizados	22	Analizados	22	Verdadeiro-Negativo
Acertos		6	Acertos	9	Verdadeiro-Positivo	50%
Erros		16	Erros	13	Falso-Positivo	8%
Taxa de acerto		27%	Taxa de acerto	41%	Falso-Negativo	50%
Linfonodo Axilar		Nódulos		Calcificações		
Analizados		22	Verdadeiro-Negativo	60%	Verdadeiro-Negativo	81%
Acertos		15	Verdadeiro-Positivo	85%	Verdadeiro-Positivo	83%
Erros		7	Falso-Positivo	40%	Falso-Positivo	19%
Taxa de acerto		68%	Falso-Negativo	15%	Falso-Negativo	17%

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

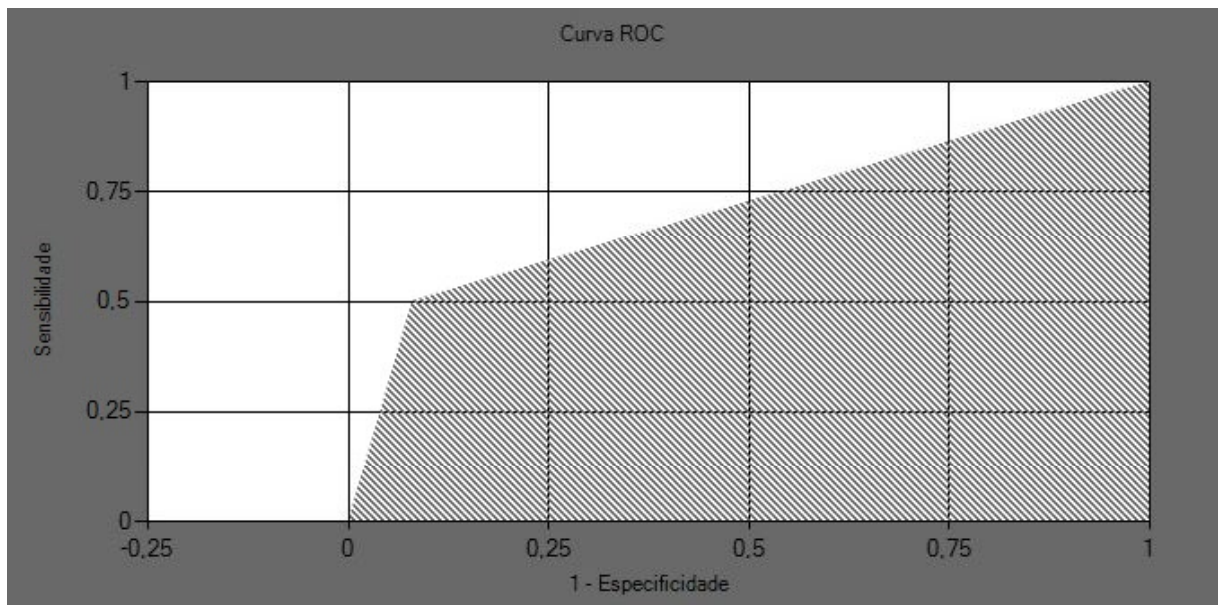
Tabela 7.2: Desempenho do usuário 2 para classificação BI-RADS[®].

Parâmetro	Valor
Sensibilidade	0,5 (5/10)
Especificidade	0,92 (11/12)
Índice Kappa	0,43
AUC	0,708

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

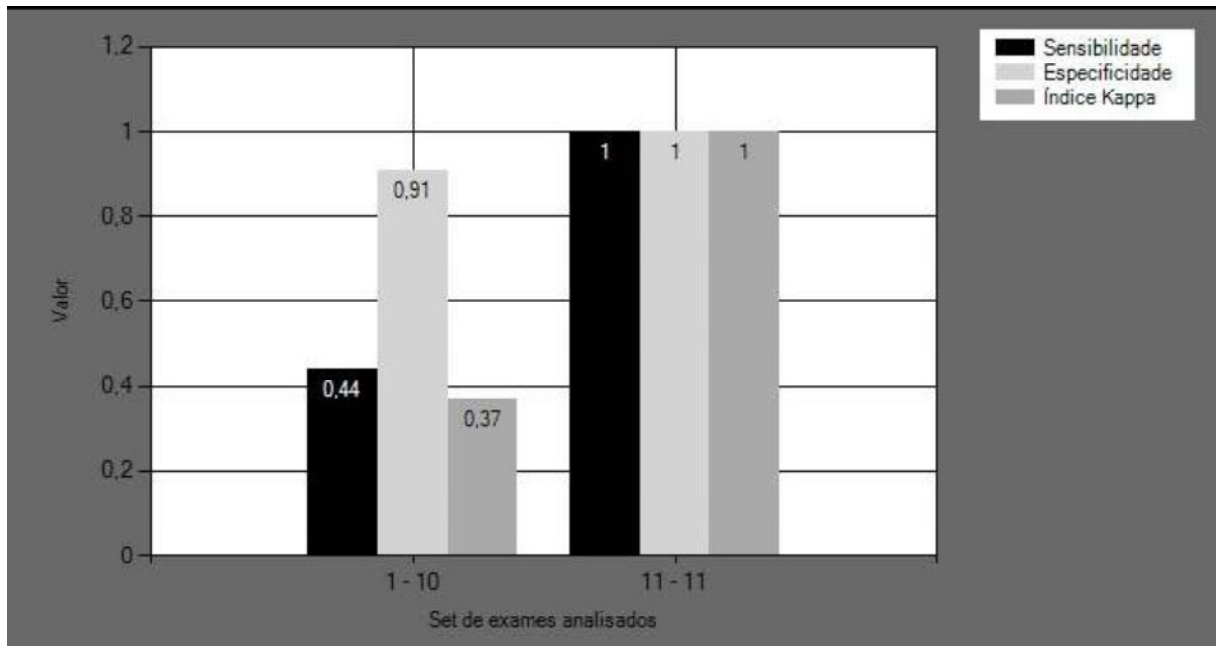
A Figura 7.3 mostra a curva ROC para o usuário 2, enquanto a Figura 7.4 mostra a evolução deste usuário em seu treinamento a cada conjunto de 10 exames. Nota-se que no primeiro conjunto de dez exames, o usuário 2 teve sensibilidade 0,44, especificidade 0,91 e índice Kappa 0,37. No segundo conjunto, composto de apenas 1 exame, o usuário acertou todos os parâmetros relativos à classificação BI-RADS[®] e, por isso, especificidade, sensibilidade e índice Kappa têm valor igual a 1.

Figura 7.3: Curva ROC para usuário 2.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 7.4: Evolução do usuário 2.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O usuário 3 avaliou quatro exames em seu treinamento, sendo que um deles tinha apenas uma mama radiografada. Como mostrado no Quadro 7.3, ele teve um erro de classificação de densidade mamária, conseguindo uma taxa de acerto de 86%. O usuário teve ainda 100% de verdadeiro-negativo para classificação BI-RADS[®], com especificidade igual 1, porém teve 50% de falso-negativos, resultando em sensibilidade também de 0,5. O usuário conseguiu 100% de verdadeiro-positivos para nódulos e calcificações, porém teve casos de falso-positivos para ambos achados. O seu índice Kappa foi 0,5 e AUC 0,75.

Quadro 7.3: Performance do usuário 3 nas sessões de treinamento.

Usuário	Densidade de mama		BI-RADS [®]			
3	Analizados	7	Analizados	7	Verdadeiro-Negativo	100%
	Acertos	6	Acertos	3	Verdadeiro-Positivo	50%
	Erros	1	Erros	4	Falso-Positivo	0%
	Taxa de acerto	86%	Taxa de acerto	43%	Falso-Negativo	50%
	Linfonodo Axilar		Nódulos		Calcificações	
	Analizados	7	Verdadeiro-Negativo	40%	Verdadeiro-Negativo	66%
	Acertos	5	Verdadeiro-Positivo	100%	Verdadeiro-Positivo	100%
	Erros	2	Falso-Positivo	60%	Falso-Positivo	33%
Taxa de acerto	71%	Falso-Negativo	0%	Falso-Negativo	0%	

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

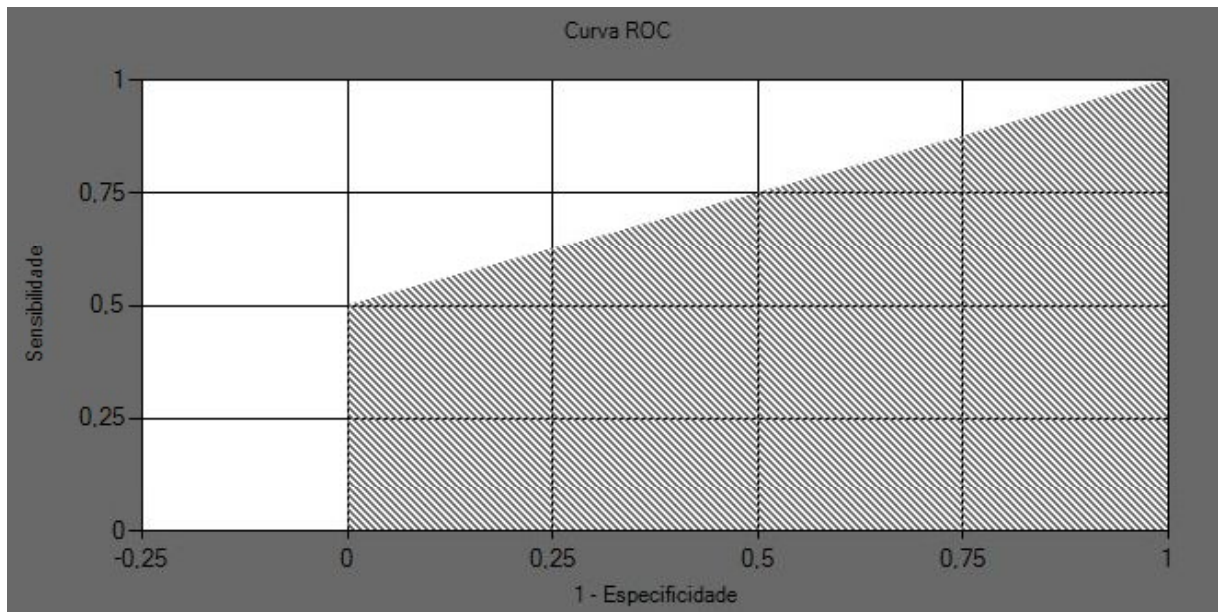
Tabela 7.3: Desempenho do usuário 3 para classificação BI-RADS[®].

Parâmetro	Valor
Sensibilidade	0,5 (2/4)
Especificidade	1 (3/3)
Índice Kappa	0,5
AUC	0,75

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

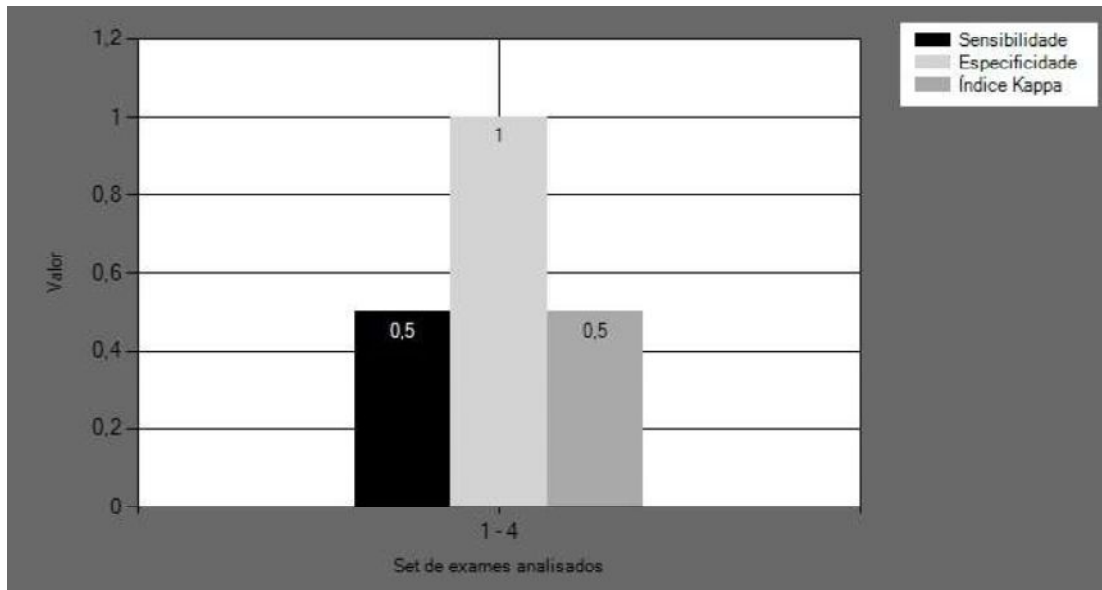
A Figura 7.5 mostra a curva ROC para o usuário 3, enquanto a Figura 7.6 mostra a evolução deste usuário em seu treinamento a cada conjunto de dez exames. Como a especificidade deste usuário foi de 1, a curva ROC ficou colada ao eixo vertical do gráfico. No gráfico de evolução do usuário, apenas um conjunto de barras é mostrado, já que este usuário fez análise de apenas quatro exames.

Figura 7.5: Curva ROC para usuário 3.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura7.6: Evolução do usuário 3.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O usuário 4 analisou 17 exames, sendo que em 1 deles apenas 1 mama foi radiografada, em um total de 33 mamas, como visto no Quadro 7.4. Ele teve taxa de acertos de densidade mamária de 79%. Seus índices de verdadeiros negativos e verdadeiros positivos para classificação BI-RADS[®] foram de 75% e 70%, respectivamente. Este usuário conseguiu identificar com sucesso todos os nódulos presentes nos exames, porém também indicou de forma errada alguns nódulos já que seu índice de falso-positivo para este achado foi de 47%. Ele falhou ao detectar algumas calcificações e indicou outras de maneira errada, já que seu verdadeiro-negativo para este achado foi de 61% e verdadeiro-positivo de 73%. O Índice Kappa do usuário foi de 0,41 e a AUC 0,725.

Quadro 7.4: Performance do usuário 4 nas sessões de treinamento.

Usuário	Densidade de mama		BI-RADS [®]			
	4	Analisados	33	Analisados	33	Verdadeiro-Negativo
Acertos		26	Acertos	13	Verdadeiro-Positivo	70%
Erros		7	Erros	20	Falso-Positivo	25%
Taxa de acerto		79%	Taxa de acerto	39%	Falso-Negativo	30%
Linfonodo Axilar		Nódulos		Calcificações		
Analisados		33	Verdadeiro-Negativo	53%	Verdadeiro-Negativo	61%
Acertos		28	Verdadeiro-Positivo	100%	Verdadeiro-Positivo	73%
Erros		5	Falso-Positivo	47%	Falso-Positivo	39%
Taxa de acerto		85%	Falso-Negativo	0%	Falso-Negativo	27%

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

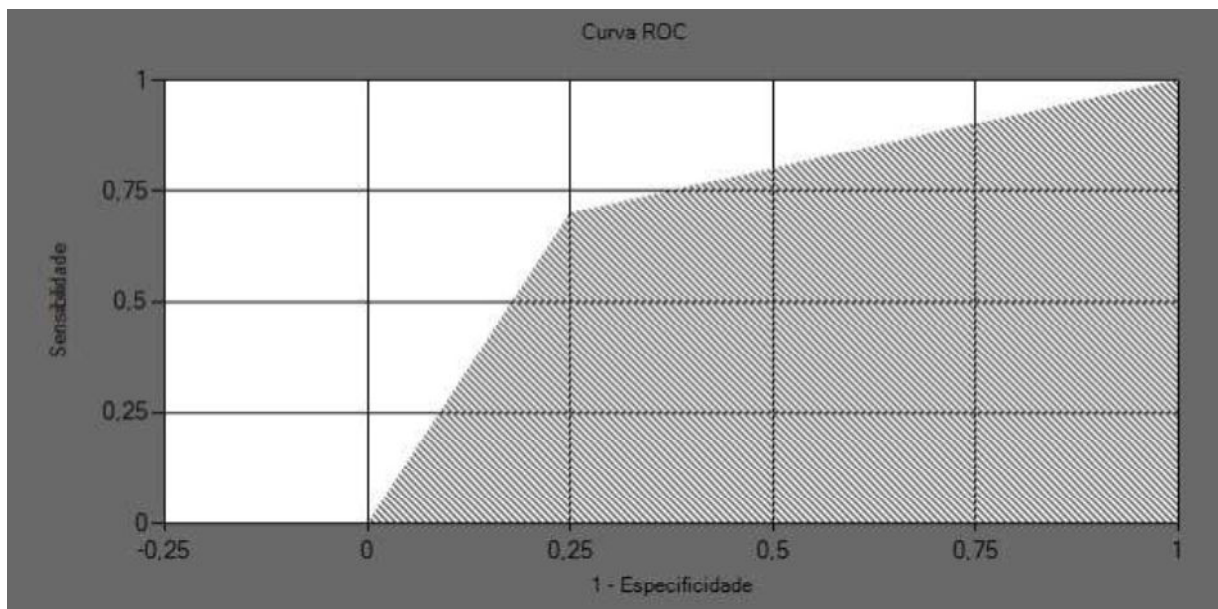
Tabela 7.4: Desempenho do usuário 4 para classificação BI-RADS[®].

Parâmetro	Valor
Sensibilidade	0,7 (7/10)
Especificidade	0,75 (18/24)
Índice Kappa	0,41
AUC	0,725

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

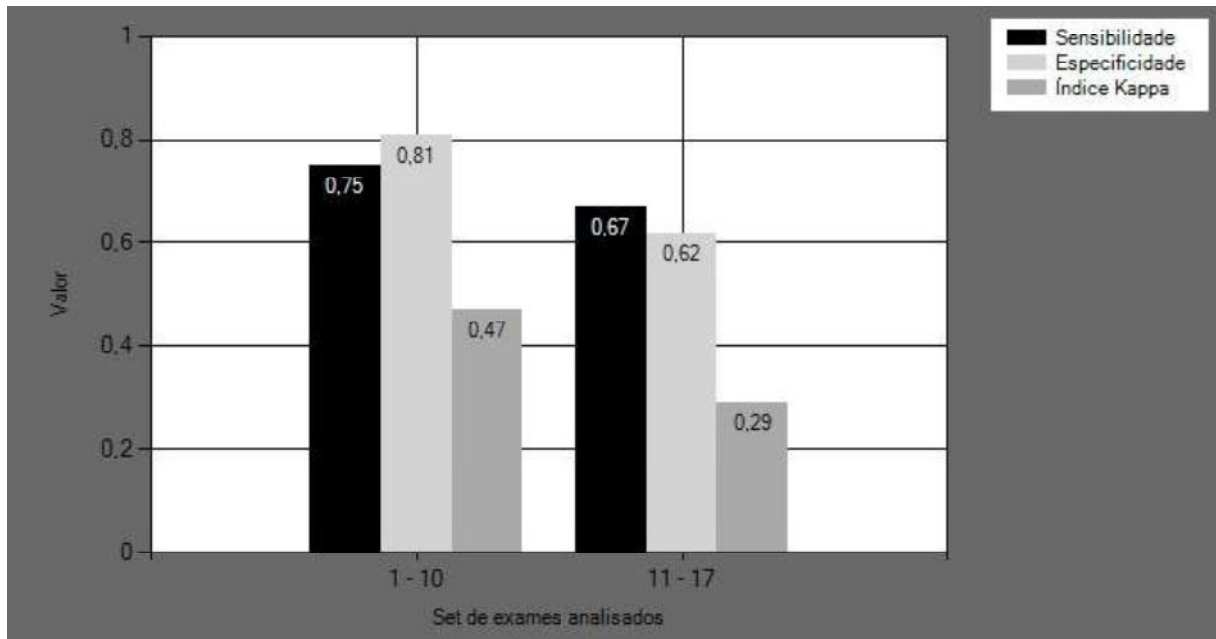
A Figura 7.7 mostra a curva ROC para o usuário 4 e a Figura 7.8 mostra seu desempenho em cada conjunto de 10 exames. Nota-se que no segundo conjunto de exames, houve uma diminuição nos índices de sensibilidade, especificidade e Kappa em relação aos primeiros 10 exames analisados. Isto acontece como resultado do algoritmo de seleção de casos, que começa a sugerir exames de maneira personalizada a partir do 11^o exame analisado. Neste segundo grupo, o usuário analisou exames que possuem características que ele errou nos primeiros dez exames e, assim, estes possuem dificuldade elevada para ele.

Figura 7.7: Curva ROC para o usuário 4.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 7.8: Evolução do usuário 4.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O usuário 5 conseguiu uma taxa de acerto de 48% para a densidade mamária, como visto no Quadro 7.5. Na análise de classificação BI-RADS[®] ele conseguiu 92% de verdadeiro-negativos e 18% de verdadeiro-positivos. O usuário teve sensibilidade de 0,18, com dois casos de câncer detectados em onze possíveis. Ele conseguiu detectar grande parte dos nódulos e calcificações apresentados, com taxa de verdadeiros positivos de 88% para nódulos e 100% para calcificações. O usuário apresentou 58% de falso-positivo para detecção de nódulos e 54% para detecção de calcificações. Sua especificidade geral ficou em 0,92, índice Kappa 0,11 e AUC 0,552, como visto na Tabela 7.5.

Quadro 7.5: Performance do usuário 5 nas sessões de treinamento.

Usuário	Densidade de mama		BI-RADS [®]			
	5	Analizados	23	Analizados	23	Verdadeiro-Negativo
Acertos		11	Acertos	9	Verdadeiro-Positivo	18%
Erros		12	Erros	14	Falso-Positivo	8%
Taxa de acerto		48%	Taxa de acerto	39%	Falso-Negativo	82%
Linfonodo Axilar		Nódulos		Calcificações		
Analizados		23	Verdadeiro-Negativo	42%	Verdadeiro-Negativo	46%
Acertos		17	Verdadeiro-Positivo	88%	Verdadeiro-Positivo	100%
Erros		6	Falso-Positivo	58%	Falso-Positivo	54%
Taxa de acerto	74%	Falso-Negativo	12%	Falso-Negativo	0%	

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

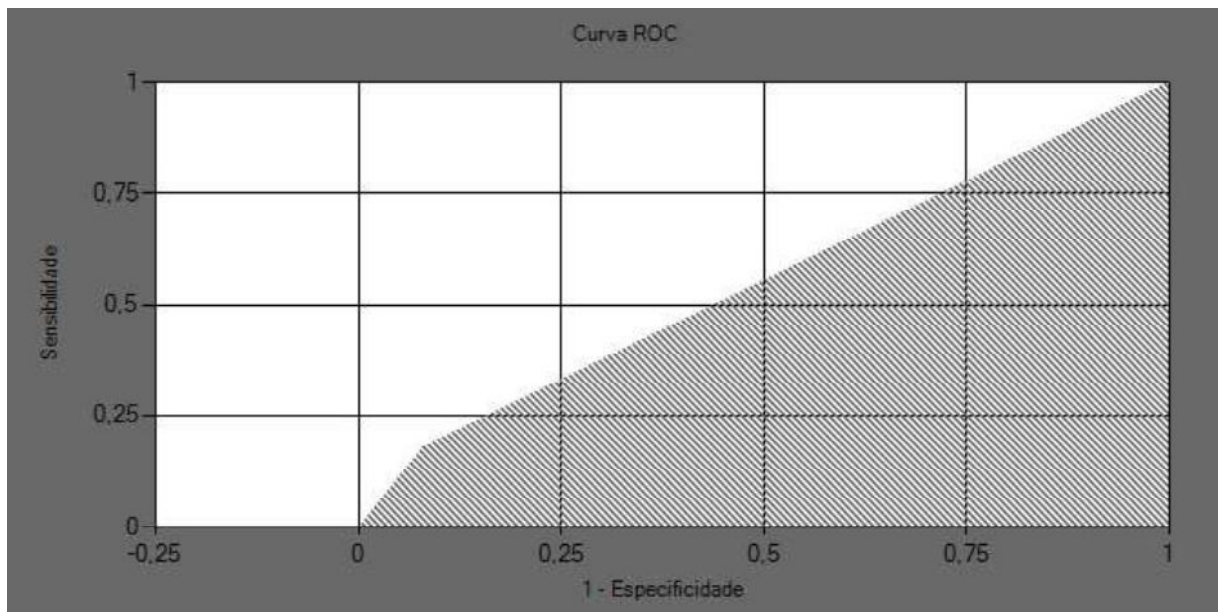
Tabela 7.5: Desempenho do usuário 5 para classificação BI-RADS[®].

Parâmetro	Valor
Sensibilidade	0,18 (2/11)
Especificidade	0,92 (11/12)
Índice Kappa	0,11
AUC	0,552

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

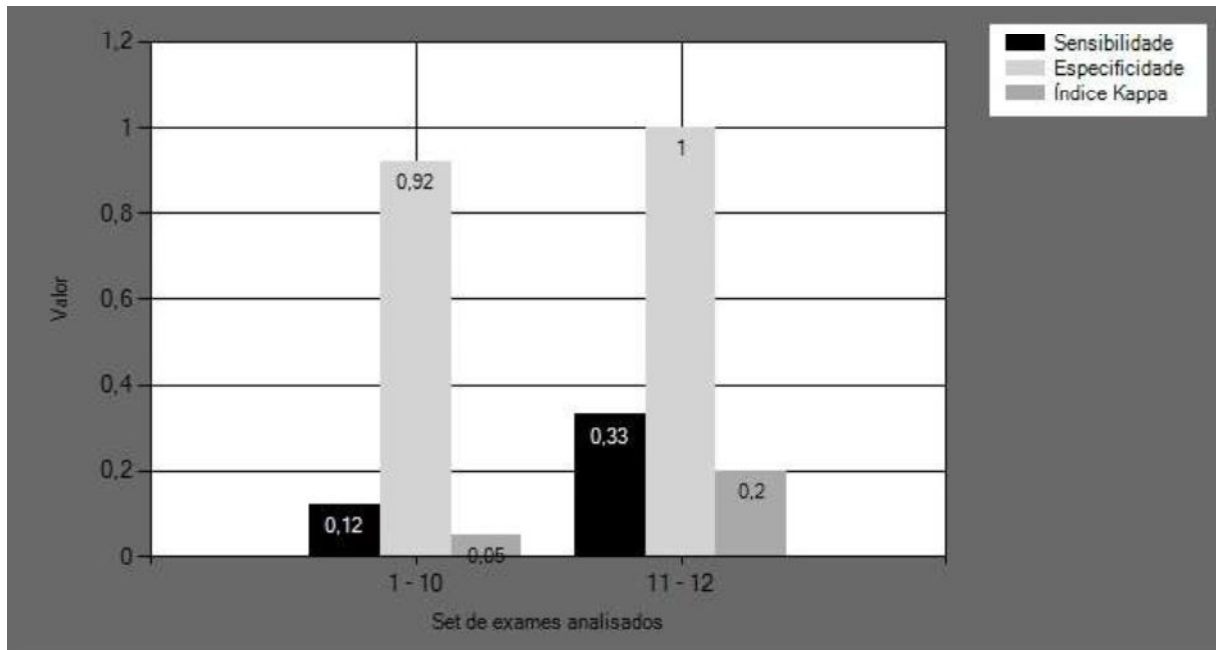
A Figura 7.9 mostra a curva ROC para o usuário 5 e a Figura 7.10 apresenta a sua evolução no treinamento. Ele analisou apenas dois casos no segundo grupo de exames, que foram escolhidos de maneira personalizada pelo algoritmo de seleção de casos.

Figura 7.9: Curva ROC para o usuário 5.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Figura 7.10: Evolução do usuário 5.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

O Quadro 7.6 e a Tabela 7.6 mostram o desempenho geral dos usuários nas sessões de treinamento. Ao todo, foram analisados 47 exames, sendo que em três deles apenas uma das mamas foi radiografada, totalizando 91 mamas. A taxa de acerto dos usuários na classificação de densidade mamária foi de 56%. Os usuários tiveram 57% de verdadeiro-positivos na classificação BI-RADS[®], tendo detectado a suspeita de malignidade em 30 das 52 mamas com este diagnóstico. Para nódulos e calcificações, o número de falso-negativos foi de 9% e 17% respectivamente, mostrando que os usuários foram eficientes em identificar essas lesões. Por outro lado, o número de falso-positivo tanto para nódulos quanto para calcificações foi elevado. Os valores de sensibilidade e especificidade alcançados estão abaixo do esperado para leitura de mamografias de rastreamento, que são respectivamente 0,75 e 0,88 (CARNEY et al., 2010). O índice Kappa de 0,36 indica que existe uma correlação fraca entre o que foi indicado pelos usuários e o laudo dos exames.

Quadro 7.6: Performance geral dos usuários nas sessões de treinamento.

Densidade de mama		BI-RADS [®]			
Analizados	91	Analizados	91	Verdadeiro-Negativo	79%
Acertos	51	Acertos	37	Verdadeiro-Positivo	57%
Erros	40	Erros	54	Falso-Positivo	21%
Taxa de acerto	56%	Taxa de acerto	41%	Falso-Negativo	43%
Linfonodo Axilar		Nódulos		Calcificações	
Analizados	91	Verdadeiro-Negativo	50%	Verdadeiro-Negativo	62%
Acertos	71	Verdadeiro-Positivo	91%	Verdadeiro-Positivo	83%
Erros	20	Falso-Positivo	50%	Falso-Positivo	38%
Taxa de acerto	78%	Falso-Negativo	9%	Falso-Negativo	17%

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

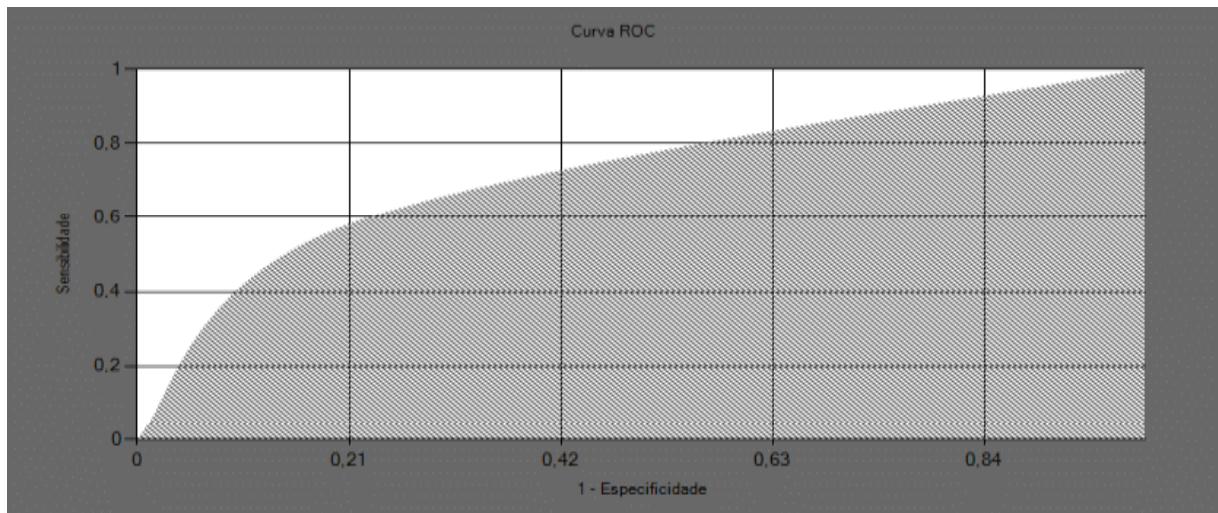
Tabela 7.6: Desempenho de todos os usuários para classificação BI-RADS[®].

Parâmetro	Valor
Sensibilidade	0,57 (30/52)
Especificidade	0,79 (31/39)
Índice Kappa	0,36
AUC	0,68

Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

A curva ROC do desempenho geral dos usuários é mostrada na Figura 7.11.

Figura 7.11: Curva ROC do desempenho geral.



Fonte: Desenvolvido pelo Autor.

Visto que o intuito das sessões de treinamento não foi o de melhorar a habilidade dos participantes em leituras de mamografia, mas sim coletar dados sobre a usabilidade do sistema, não foi feita a avaliação sobre a evolução da performance dos participantes alcançada com o treinamento.

Notou-se grande diferença na taxa de acerto em densidade mamária entre os residentes em radiologia e mastologia. O quadro 7.7 mostra esta diferença em números.

Quadro 7.7: Performance de residentes em radiologia e mastologia na análise de densidade mamária.

Residentes em radiologia		Residentes em mastologia	
Analizados	22	Analizados	63
Acertos	6	Acertos	43
Erros	16	Erros	20
Taxa de acerto	27%	Taxa de acerto	68%

Os residentes em radiologia, em seu dia-a-dia clínico, trabalham com um mamógrafo do tipo CR. Já os residentes em mastologia, trabalham com um mamógrafo DR. Visto que as imagens analisadas por eles foram todas feitas por um mamógrafo DR, os residentes em mastologia que já estavam habituados a este tipo de imagens, tiveram uma performance melhor. Este exemplo reforça a ideia de que a análise de densidade mamária muda consideravelmente entre os equipamentos do tipo CR e DR, reforçando assim a necessidade do treinamento dos residentes especificamente em imagens DR.

8 CONCLUSÃO

A interface criada para o *Mamografia em Foco* tenta ser o mais próximo possível de uma estação de laudo convencional. Com isto, o usuário já estará familiarizado com o *Mamografia em Foco* quando começar seu treinamento, mesmo que o faça em um monitor que não seja uma estação de laudo com monitor monocromático.

Optou-se por não limitar o treinamento a estações de laudo, permitindo que o programa seja instalado em qualquer computador. Para fins de treinamento, os monitores comuns de tela de cristal líquido (LCD) apresentam desempenho similar às estações de laudo, desde que ferramentas de manipulação estejam presentes e, por isso, podem ser usados para fins não diagnósticos (CHEN et al., 2010; PIRES, 2007). Isto adiciona ainda a possibilidade de o usuário fazer o treinamento em casa, no seu computador pessoal, aumentando a flexibilidade de horários.

Não foi possível encontrar exames com lesões de pele e ducto solitário dilatado para inclusão na base de dados inicial do programa. Como a base de dados do *Mamografia em Foco* é editável, é possível adicionar estes exames posteriormente já que é importante que o usuário tenha contato com o maior número de lesões e situações possíveis durante seu período de treinamento.

As sessões de treinamento não são limitadas por um número mínimo de exames analisados. É possível analisar desde um exame até quantos exames o usuário desejar em uma única seção. Sendo assim, ele pode aproveitar o tempo livre que tiver no consultório, por exemplo, para realizar o treinamento.

Durante as sessões de treinamento realizadas, os resultados de desempenho mostraram que os usuários que estão se especializando em mastologia, que trabalham em seu dia a dia com equipamentos do tipo DR, tiveram um desempenho melhor em alguns parâmetros, principalmente na classificação de densidade mamária. A avaliação de desempenho também mostrou que o usuário que tinha mais tempo de experiência com análise de mamografias foi o que se saiu melhor no treinamento. Ao analisar a classificação BI-RADS[®], olhar de maneira crítica a quantidade de interpretações falso positivas e falso negativas é mais importante do que a taxa de acerto. Isto porque a taxa de acerto considera apenas se o usuário acertou na classificação, enquanto os índices de falso-positivos e falso-negativos apontam se o encaminhamento adequado foi dado ao paciente.

Como o algoritmo de sugestão de exames considera apenas os últimos 20 casos analisados, os erros cometidos no início do treinamento não interferem na sugestão dos casos mais atuais. Espera-se que com isso o usuário tenha uma evolução constante em sua performance. O peso dado para os erros considerados mais graves, tanto de classificação BI-RADS[®] quanto para classificação de densidade, direciona a sugestão de exames para casos que ajudem a solucionar esta deficiência. Este peso, porém, não evita que outros erros considerados menos graves também sejam levados em consideração na hora de escolher os próximos casos a ser analisados.

O uso do *Mamografia em Foco* na prática clínica depende muito da construção de uma boa base de dados de exames. É preciso que um corpo clínico especializado alimente a base de dados constantemente, com os exames que julgar interessante. Seria importante que os exames adicionados fossem representativos de todos os achados mamográficos previstos no atlas BI-RADS[®]. Porém, caso isto não ocorra, o algoritmo de sugestão de exames é capaz de compensar, em partes, esta falta ao priorizar os casos mais relevantes para cada usuário.

Com a diminuição da participação do tutor no treinamento do usuário, maior liberdade de horários para realização do treinamento e possibilidade de expansão da base de dados dos exames, o *Mamografia em Foco* irá contribuir para aumentar a experiência dos responsáveis pelos laudos de mamografia, além de familiarizá-los com os termos do atlas BI-RADS[®]. Com isto, espera-se melhorar a qualidade dos diagnósticos de mamografia e diminuir os índices de mortalidade por esta doença.

9 TRABALHOS FUTUROS

Como trabalhos futuros, seria importante o aumento de casos na base de dados do *Mamografia em Foco*, com imagens mamográficas provenientes de equipamentos do tipo DR, com seus respectivos laudos feitos por corpo clínico especializado.

É necessário também fazer o acompanhamento de um grupo de usuários com diferentes níveis de conhecimento em mamografia (desde residentes até mastologistas e radiologistas experientes) que façam rotineiramente o treinamento no *Mamografia em Foco*. Assim, será possível analisar a evolução destes usuários em níveis de sensibilidade e especificidade da detecção de câncer.

Outro trabalho interessante seria a disponibilização do *Mamografia em Foco* em serviços de mamografia e hospitais escola. Isto aumentaria consideravelmente o impacto deste trabalho nas instituições de saúde.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACR. Acr Practice Parameter for the Performance of Screening and Diagnostic Mammography. **American College of Radiology**, v. 1076, p. 11, 2014.

AIELLO BOWLES, E. J.; GELLER, B. M. Best ways to provide feedback to radiologists on mammography performance. **American Journal of Roentgenology**, v. 193, n. 1, p. 157–164, 2009.

ÂNGELO, M. F.; SCHIABEL, H. Uma ferramenta para treinamento na avaliação de imagens mamográficas via Internet. **Radiologia Brasileira**, v. 35, n. 5, p. 259–265, 2002.

AZEVEDO, R.; LAJOIE, S. P. The Cognitive Basis for the Design of a Mammography Interpretation Tutor. **International Journal of Artificial Intelligence in Education**, n. 9, p. 32–44, 1998.

BAKER, J. A; FLOYD, E. Breast Imaging Reporting and Data System Standardized Mammography Lexicon: Observer Variability in Lesion Description. **AJR Am J Roentgenol**, v. 166, p. 773–778, 1996.

BRAGA, A. C. D. S. **Curvas ROC: aspectos funcionais e aplicações**. [s.l.] Universidade do Minho, 2000.

BRASIL. **Portaria Nº 531/2012 do Ministério da Saúde**, 2012.

BRASIL. **Portaria Nº 2898/2013 do Ministério da Saúde**, 2013.

BURNSIDE, E. S. et al. The ACR BI-RADS® Experience: Learning From History. **Journal of the American College of Radiology**, v. 6, n. 12, p. 851–860, 2009.

CARNEIRO, P. C.; MAMERE, L. O.; PATROCINIO, A. C. Evaluation of the Difficulties of the Learning Process of Mammographic Readings. **IFMBE Proceedings**, v. 51, p. 3–6, 2015.

CARNEY, P. A. et al. Diagnostic Mammography: Identifying Minimally Acceptable Interpretive Performance Criteria. **Radiology**, v. 267, n. 2, p. 359–367, maio 2013.

CARNEY, P. A. et al. Identifying Minimally Acceptable Interpretive Performance Criteria for Screening Mammography. **Radiology**, v. 255, n. 2, p. 354–361, maio 2010.

CHEN, Y. et al. Breast screening: visual search as an aid for digital mammographic interpretation training. **Technology**, v. 7627, p. 76270C–76270C–11, 2010.

ELIAS, S. et al. Uso de software como ferramenta pedagógica no processo de ensino-aprendizagem da mamografia digital. **Radiologia Brasileira**, v. 42, n. 2, p. 115–120, 2009.

GERSHON-COHEN, J. AN EVALUATION OF THE ROENTGEN DIAGNOSIS OF EARLY CARCINOMA OF THE BREAST. **Journal of the American Medical Association**, v. 108, n. 11, p. 867, 1937.

GRIMM, L. J. et al. Radiology resident mammography training: Interpretation difficulty and error-making patterns. **Academic Radiology**, v. 21, n. 7, p. 888–892, 2014.

ICON FINDER. **Página de pesquisa de ícones Icon Finder**. Disponível em: <<https://www.iconfinder.com/>>. Acesso em: 1 jul. 2016.

INSTITUTO NACIONAL DO CÂNCER JOSÉ ALENCAR GOMES DA SILVA. **Orientações para elaboração de laudo no sistema de informação do controle do câncer de mama**. 1. ed. Rio de Janeiro, RJ: Ministério da Saúde, 2011.

INSTITUTO NACIONAL DO CÂNCER JOSÉ ALENCAR GOMES DA SILVA. **Câncer de Mama no Brasil**. Disponível em: <<http://www2.inca.gov.br/wps/wcm/connect/tiposdecancer/site/home/mama>>. Acesso em: 11 abr. 2016.

INTITUTO NEO MAMA. **Outubro Rosa**. Disponível em: <<http://outubrorosa.org.br/>>. Acesso em: 1 jul. 2016.

MAZUROWSKI, M. A et al. Individualized computer-aided education in mammography based on user modeling: concept and preliminary experiments. **Medical physics**, v. 37, n. 3, p. 1152–1160, 2010.

MAZUROWSKI, M. A. et al. Identifying Error-making Patterns in Assessment of Mammographic BI-RADS Descriptors among Radiology Residents Using Statistical Pattern Recognition. **Academic Radiology**, v. 19, n. 7, p. 865–871, 2012.

MCHUGH, M. Interrater reliability: the kappa statistic. **Biochemia Medica**, v. 22, n. 3, p. 276–282, 2012.

METZ, C. E. **ROC Methodology in Radiologic Imaging** Invest Radiol, 1986.

MICROSOFT. **Página da plataforma .NET**. Disponível em: <<https://www.microsoft.com/net>>. Acesso em: 1 jul. 2016a.

MICROSOFT. **SQL Server 2016 Express LocalDB**. Disponível em: <<https://msdn.microsoft.com/pt-br/library/hh510202.aspx?f=255&MSPPErr=-2147217396>>. Acesso em: 1 jul. 2016b.

NODINE, C. F. et al. How experience and training influence mammography expertise. **Academic Radiology**, v. 6, n. 10, p. 575–585, out. 1999.

OBENAUER, S. et al. Soft copy versus hard copy reading in digital mammography. **Journal of Digital Imaging**, v. 16, n. 4, p. 341–344, 2003.

PARK, S. H.; GOO, J. M.; JO, C.-H. Receiver operating characteristic (ROC) curve: practical review for radiologists. **Korean Journal of Radiology**, v. 5, n. March, p. 11–8, 2004.

PIRES, S. R. **Software gerenciador de base de dados e imagens radiológicas para avaliação de monitores**. [s.l.] Universidade Federal de São Paulo, 2007.

PIRES, S. R.; MEDEIROS, R. B.; ELIAS, S. **QualIM®: software para treinamento na interpretação de imagens médicas digitais** Radiologia Brasileira, 2008.

PRESSMAN, R. S. **Engenharia de Software**. 2. ed. [s.l.] McGraw-Hill, 2006.

REIS, G. M. DOS. **Avaliação de detecções em um setor público de mastologia de um hospital de grande porte da cidade de São Paulo**. Uberlândia: Universidade Federal de Uberlândia, 2016.

ROSSLYN, S. Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Part 1 : Introduction and Overview. **Access**, v. 11, p. 1–21, 2004.

SANTOS, S. B. L. DOS; KOCH, H. A. Análise do Sistema de Informação do Programa de Controle do Câncer de Mama (SISMAMA) mediante avaliação de 1.000 exames nas cidades de Barra Mansa e Volta Redonda. **Radiologia Brasileira**, v. 43, n. 5, p. 295–301, 2010.

SCHOPPER, D.; DE WOLF, C. How effective are breast cancer screening programmes by mammography? Review of the current evidence. **European Journal of Cancer**, v. 45, n. 11, p. 1916–1923, 2009.

SHARPE, R. E. et al. Radiology report comparator: A novel method to augment resident education. **Journal of Digital Imaging**, v. 25, n. 3, p. 330–336, 2012.

SICKLES, E.; D'ORSI, C.; BASSETT, L. ACR BI-RADS® Atlas, Breast Imaging Reporting and Data System. In: **ACR BI-RADS® Mammography**. Reston, VA: American College of Radiology, 2013.

SICKLES, E.; D'ORSI CJ; BASSETT, L. ACR BI-RADS® Mammography. In: AMERICAN COLLEGE OF RADIOLOGY (Ed.). . **ACR BI-RADS® Atlas, Breast Imaging Reporting and Data System**. Reston, VA: American College of Radiology, 2013.

SPARACIA, G. et al. Initial experiences in radiology e-learning. **Radiographics : a review publication of the Radiological Society of North America, Inc**, v. 27, n. 2, p. 573–581, 2007.

STANTIC, T. et al. Screen-film versus full-field digital mammography: Radiation dose and

image quality in a large teaching hospital. **Nuclear Technology and Radiation Protection**, v. 28, n. 4, p. 398–405, 2013.

SUAREZ-ORTEGA, C.; FRANCO-VALIENTE, J. M. Using CAD systems and e-Learning in radiologists training. **2013 IEEE 15th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services, Healthcom 2013**, n. Healthcom, p. 172–176, 2013.

TAYLOR, P. M. A Review of Research Into the Development of Radiologic Expertise: Implications for Computer-Based Training. **Academic Radiology**, v. 14, n. 10, p. 1252–1263, 2007.

THOMAZ, R. L. et al. Non-deterministic optimization using Differential Evolution algorithm to launch seeds for liver segmentation in MDCT. In: [s.l: s.n.]. p. 78–81.

URBAN, N. et al. Computer-Assisted Mammography Feedback Program (CAMFP). An Electronic Tool For Continuing Medical Education. **Academic Radiology**, v. 14, n. 9, p. 1036–1042, 2007.

APÊNDICE 1 – CORRESPONDÊNCIA DE TERMOS NO BANCO DE DADOS

Parâmetro	Código no banco de dados	Termo
Lateralidade	0	Esquerda
	1	Direita
Especialidade do usuário	0	Mastologia
	1	Radiologia
	2	Ginecologia
	3	Outra
Nível do Usuário	0	Usuário
	1	Administrador
Localização da Lesão	0	Sem informação
	1	QSL
	2	QIL
	3	QSM
	4	QIM
	5	UQlat
	6	UQsup
	7	UQmed
	8	UQinf
	9	RRA
10	PA	
Linfonodo Axilar	0	Sem informação
	1	Linfonodo Axilar não Visibilizado
	2	Linfonodo Axilar Normal
	3	Linfonodo Axilar com Alteração
	4	Linfonodos Axilares Densos

Classificação BIRADS	0	Sem informação
	1	0
	2	1
	3	2
	4	3
	5	4
	6	4a
	7	4b
	8	4c
	9	5
10	6	
Densidade Mamária	0	Sem informação
	1	A
	2	B
	3	C
	4	D
Distribuição da Calcificação	0	Sem informação
	1	Difusa
	2	Regional
	3	Agrupada
	4	Linear
	5	Segmentar
Tipo de Calcificação	0	Sem informação
	1	Tipicamente benigna
	2	Calcificação Suspeita
Densidade do Nódulo	0	Sem informação
	1	Hiperdenso
	2	Isodenso
	3	Hipodenso
	4	Contendo Gordura

Margens do Nódulo	0	Sem informação
	1	Circunscrita
	2	Obscurecida
	3	Microlobulada
	4	Indistinta
	5	Espiculada
Forma do Nódulo	0	Sem informação
	1	Oval
	2	Redonda
	3	Irregular
Tipo de Assimetria	0	Sem informação
	1	Assimetria Global
	2	Assimetria Focal
	3	Assimetria em Desenvolvimento