

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE INFORMÁTICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

CARLOS EDUARDO SANTIN

**Construtos Ontológicos para Representação  
Simbólica de Conhecimento Visual**

Dissertação apresentada como requisito parcial  
para a obtenção do grau de Mestre em Ciência  
da Computação

Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Mara Abel  
Orientadora

Porto Alegre, janeiro de 2008.

## CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Santin, Carlos Eduardo

Construtos Ontológicos para Representação Simbólica de Conhecimento Visual / Carlos Eduardo Santin – Porto Alegre: PPGC da UFRGS, 2008.

103 p.: il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação. Porto Alegre, BR – RS, 2008. Orientadora: Mara Abel.

1. Engenharia de Conhecimento. 2. Representação de Conhecimento Visual. 3. Ontologia de Representação. 4. Visão Cognitiva. 5. Petrografia Sedimentar. I. Abel, Mara. II. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. José Carlos Ferraz Hennemann

Vice-Reitor: Prof. Pedro Cezar Dutra Fonseca

Pró-Reitora de Pós-Graduação: Profa. Valquiria Linck Bassani

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Flávio Rech Wagner

Coordenadora do PPGC: Profa. Luciana Porcher Nedel

Bibliotecária-Chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao Instituto de Informática da UFRGS e Programa de Pós-Graduação em Computação pelo ensino de qualidade e infra-estrutura que me foi disponibilizada durante esses dois anos de mestrado. Também ao CNPq pelo recurso financeiro que permitiu minha dedicação de forma exclusiva à pesquisa.

Aos professores do Instituto de Informática com os quais pude esclarecer diversas dúvidas que surgiram no andamento do meu trabalho, em especial aos professores Manuel Menezes de Oliveira Neto e Paulo Martins Engel.

Ao professor Oclide José Dotto por estar sempre disposto a me explicar da melhor forma possível todas as dúvidas que tive referentes à matemática.

Aos meus amigos, os quais não vou citar nomes por ser uma lista grande, pelos momentos de alegria e alívio de estresse nos finais de semana.

Aos meus colegas do grupo BDI, Sandro Fiorini, Marília Mello, Henrique Monteiro, William Gonçalves, Laura Mastella e João Valiati, e da Endeeper, Felipe Victoreti, Eduardo Castro, Mateus Gomes, Oscar Paesi, Luiz Hermes, Rogério Soares e Sabrina Queiroz, pela amizade e ajuda na busca por soluções para os problemas que encontrei. Em especial ao William por manter a alegria sempre presente em nosso grupo.

Ao Gustavo Romano pelos cafés filosóficos que sempre resultaram em boas idéias para minha dissertação. Também pela amizade, companheirismo e idas ao RU.

Aos professores Luiz Fernando De Ros e Karin Goldberg por todo auxílio que me deram para compreensão de questões geológicas.

Aos meus pais, Libraci e Antonio, pelo carinho e pelos ensinamentos. Volto a dizer que vocês são meus exemplos de honestidade, dignidade, força de vontade, persistência entre várias outras coisas boas. Ao meu irmão Marco, além de irmão, um grande amigo, com o qual sei que sempre poderei contar. E para fechar a família, à minha cunhada Giovana, por todas as conversas que tivemos nos momentos em que precisava ouvir palavras de apoio. Amo todos vocês.

À minha orientadora, Mara Abel, pela forma como conduziu meu trabalho, por me motivar a cada reunião, e por ter se mostrado além de uma ótima orientadora uma grande amiga.

E por fim, à minha mente, por manter-se forte e estável durante toda minha vida, me guiando sempre pelo melhor caminho.

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>13</b>
1.1	Abordagens para representação do conhecimento visual.....	14
1.2	Objetivo .....	15
1.3	Domínio de aplicação .....	16
1.4	Organização dos capítulos .....	16
<b>2</b>	<b>MODELOS DE REPRESENTAÇÃO DO CONHECIMENTO VISUAL .....</b>	<b>18</b>
2.1	Representação de Características Visuais de Baixo Nível .....	19
2.2	Representação Simbólica ou de Alto Nível.....	21
2.2.1	Anotação de Imagens .....	22
2.2.2	Ontologias.....	23
2.2.3	Lógica Descritiva.....	25
2.3	Comparação entre os modelos de representação visual.....	29
<b>3</b>	<b>ATENÇÃO VISUAL .....</b>	<b>31</b>
<b>4</b>	<b>DESCRIÇÃO DO DOMÍNIO DE APLICAÇÃO: COMPACTAÇÃO DE RESERVATÓRIOS .....</b>	<b>35</b>
<b>5</b>	<b>UMA ABORDAGEM PARA MODELAGEM DE CONHECIMENTO VISUAL.....</b>	<b>42</b>
5.1	Nível de processamento de imagens .....	43
5.2	Nível Visual .....	44
5.3	Nível semântico .....	56
5.4	Mapeamento entre os níveis de representação.....	58
<b>6</b>	<b>EXTRAÇÃO DO GRAU DE COMPACTAÇÃO A PARTIR DO ASPECTO VISUAL DE UMA ROCHA .....</b>	<b>62</b>
6.1	Método de raciocínio para interpretação do grau de compactação de uma rocha-reservatório. ....	62
6.2	Descrição do sistema para extração do grau de compactação de uma rocha-reservatório. ....	70
6.3	Validação da abordagem. ....	74
6.4	Outras aplicações do modelo proposto para avaliação da compactação.....	80
6.4.1	Avaliação do índice de contato entre os grãos .....	80
6.4.2	Identificação de relações paragenéticas.....	80

<b>7 CONCLUSÃO.....</b>	<b>82</b>
<b>7.1 Sugestões para trabalhos futuros.....</b>	<b>84</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>86</b>
<b>ANEXO A IMAGENS DE LÂMINAS DE ROCHAS DESCRITAS E SUAS SEGMENTAÇÕES.....</b>	<b>91</b>

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CML	Conceptual Modeling Language
DAML+OIL	DARPA Agent Markup Language + Ontology Inference Layer
G-Map	Generalized Map
ISCC-NBS	Inter-Society Color Council – National Bureau of Standards
mm	Milímetro
OIL	Ontology Inference Layer
OWL	Web Ontology Language
Pixel	Picture element
RSST	Recursive Shortest Spanning Tree
UML	Unified Modeling Language
XML	eXtensible Markup Language

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Imagem artificial de uma artrose fêmoro-tibial medial do joelho. ....	16
Figura 2.1: Visão microscópica de uma lâmina de rocha, apresentando compactação química entre os grãos centrais.....	19
Figura 2.2: Relações topológicas de uma figura 2D utilizando G-Map.....	20
Figura 2.3: Duas imagens que apresentam o mesmo histograma de cores porém significados semânticos distintos.....	22
Figura 2.4: Categorização de objetos fazendo uso de ontologias em uma abordagem de 3 fases. ....	25
Figura 2.5: Valores do descritor de baixo nível e de nível intermediário são armazenados no banco de dados de regiões; valores do descritor de nível intermediário para as palavras-chave definidas pelo usuário (objetos semânticos) são armazenados no banco de dados de palavras-chave.....	26
Figura 2.6: Definição de um conceito fazendo uso de outro conceito já definido. ....	27
Figura 3.1: Exemplo de aplicação do mecanismo <i>bottom-up</i> para detecção de objetos em uma imagem. Objetos que apresentam características diferentes como, por exemplo, cor e tamanho, são automaticamente detectados. ....	32
Figura 3.2: Detecção de números 3 envoltos por números 5. O estágio de pré-atenção permite uma representação grosseira das áreas de interesse, neste caso fazendo uso da cor de cada número para identificar as regiões a serem analisadas. A análise dos vizinhos de cada número 3 é realizada no estágio de atenção. ....	32
Figura 4.1: Tipos de contatos em uma lâmina de rocha.....	36
Figura 4.2: Grau de compactação em função do tipo de contato. ....	38
Figura 4.3: Representação da utilização do índice de densidade para cálculo do grau de compactação de uma rocha.....	39
Figura 4.4: Etapas de transformação de uma rocha por influência da compactação: (a) contatos pontuais entre os grãos, sem rearranjo; (b) contatos pontuais entre os grãos, com rearranjo; (c) contatos pontuais e longos entre os grãos.....	40
Figura 4.5: Etapas de transformação de uma rocha por influência da compactação: (d) contatos pontuais, longos e côncavo-convexos entre os grãos; (e) contatos pontuais, longos, côncavo-convexos e suturados entre os grãos.....	41
Figura 5.1: Cena de divulgação do filme Velozes e Furiosos.....	42
Figura 5.2: Descrição das classes do nível de processamento de imagens utilizando CML.....	44
Figura 5.3: Exemplo de rocha onde um grão sofreu um processo de dissolução sendo substituído por poro, no entanto, sua borda (setas) continua visível.....	45
Figura 5.4: Descrição das classes do nível visual utilizando CML.....	48

Figura 5.5: Descrição dos tipos de valores utilizados pelas classes do nível visual. ....	48
Figura 5.6: Diagrama UML das classes pertencentes ao nível visual. ....	49
Figura 5.7: Descrição das relações do nível visual utilizando CML. ....	50
Figura 5.8: Diagrama UML das relações pertencentes ao nível visual. ....	51
Figura 5.9: Presença de Grãos e poros em uma lâmina de rocha. ....	51
Figura 5.10: Modelagem utilizando a ontologia proposta dos grãos existentes em uma imagem de lâmina de rocha. ....	52
Figura 5.11: Modelagem utilizando a ontologia proposta dos poros existentes em uma imagem de lâmina de rocha. ....	53
Figura 5.12: Modelagem utilizando a ontologia proposta dos contornos existentes em uma imagem de lâmina de rocha. ....	54
Figura 5.13: Modelagem utilizando a ontologia proposta das relações topológicas existentes entre os contornos de grãos em uma imagem de lâmina de rocha. .....	54
Figura 5.14: Modelagem utilizando a ontologia proposta das relações de contato existentes entre os contornos de grãos em uma imagem de lâmina de rocha. .....	55
Figura 5.15: Modelagem utilizando a ontologia proposta das relações de conteúdo interior estabelecidas pelos contornos de grãos em uma imagem de lâmina de rocha. ....	55
Figura 5.16: Modelagem utilizando a ontologia proposta do interstício presente em uma imagem de lâmina de rocha e da imagem como um todo. ....	56
Figura 5.17: Diagrama UML das classes pertencentes ao nível semântico. ....	56
Figura 5.18: Modelagem utilizando a ontologia das classes presentes no nível semântico. ....	57
Figura 5.19: Descrição dos tipos de valores utilizados pelas classes do nível semântico. .....	57
Figura 5.20: Mapeamento entre as classes dos diferentes níveis de representação. ....	59
Figura 5.21: Mapeamento entre as instâncias dos diferentes níveis de representação. ...	60
Figura 5.22: Níveis para representação do conhecimento visual. ....	60
Figura 6.1: Cálculo do grau de compactação baseado na perda de volume intergranular .....	65
Figura 6.2: Método de raciocínio para extração do grau de compactação de uma rocha- reservatório. ....	66
Figura 6.3: Método-tarefa para extração do grau de compactação de uma rocha- reservatório. ....	69
Figura 6.4: Camadas de imagens utilizadas para descrição da rocha-reservatório: (a) imagem da lâmina de rocha, (b) imagem segmentada da lâmina de rocha e (c) imagem da escala em que a rocha está sendo visualizada. ....	70
Figura 6.5: Entrada dos dados referentes a escala da imagem a ser analisada. ....	71
Figura 6.6: Ilustração do funcionamento do algoritmo para transformação de curvas em segmentos de retas. A curva de entrada é exibida em (a) e os segmentos de reta de saída são exibidos em (f). ....	72
Figura 6.7: Alteração dos dados de um elemento classificado incorretamente. ....	73
Figura 6.8: Definição da relação topológica e de contato existente entre dois grãos. ....	73
Figura 6.9: Arquitetura do sistema desenvolvido. Inicialmente ocorre a extração de características através da imagem original da rocha, da imagem segmentada e da informação que apresenta a escala. As características são mapeadas para classes da ontologia proposta e essas para classes do domínio. Relações	



são definidas entre estas classes. Fazendo uso dos mapeamentos e relações, uma interpretação é obtida.....	75
Figura 6.10: Relações topológicas entre os grãos em uma amostra de rocha. ....	81

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: Comparativo entre os modelos de representação de conhecimento visual..	30
Tabela 4.1: Classificação da granulometria de uma rocha. ....	37
Tabela 4.2: Volume intergranular original da rocha conforme sua granulometria e seleção. ....	37
Tabela 5.1: Relações RCC-8, seus significados e suas representações gráficas. ....	46
Tabela 6.1: Percentual acumulado de tipos de contatos conforme empacotamento. ....	63
Tabela 6.2: Estudo de tipos de contatos presentes em diferentes formações. ....	64
Tabela 6.3: Resultados obtidos pelo sistema através da descrição das amostras 01 e 02. .....	77
Tabela 6.4: Resultados obtidos pelo sistema através da descrição das amostras 03 e 04. .....	78
Tabela 6.5: Resultados obtidos pelo sistema através da descrição das amostras 05 e 06. .....	79

## RESUMO

Em domínios com forte conteúdo visual, a interpretação de imagens por raciocínio visual pode ser mais eficaz na solução de problemas do que a interpretação de dados puramente textuais ou numéricos. No entanto, a representação do conhecimento visual é difícil de ser realizada por tratar-se de um conhecimento implícito para o observador. As ontologias de representação possibilitam a criação de estruturas para auxiliar na captura desse tipo de conhecimento, de forma a atribuir uma representação simbólica e significado semântico ao que está sendo visualizado. A formalização do conhecimento visual permite a sua utilização em processos de inferência, resultando na interpretação automática da imagem.

O objetivo deste trabalho é a definição de construtos ontológicos que permitam descrever aspectos visuais presentes em uma imagem, com ênfase na atenção visual mais do que nos aspectos físicos dos objetos. Esses aspectos visuais são associados aos objetos físicos da imagem bem como aos objetos descritos no nível do conhecimento de domínio. Para cada um dos níveis foi definida uma ontologia de representação, sendo assim possível atribuir semântica específica a esses objetos através da descrição de seus atributos e manter a independência do conhecimento relativo a cada nível. O nível da imagem descreve os objetos passíveis de serem extraídos por algoritmos de processamento de imagem (embora esses algoritmos não tenham sido foco de estudo neste trabalho). O nível visual descreve objetos que são foco da atenção visual, tais como seções, interstícios e contornos. O nível semântico descreve os objetos da aplicação capturados através de aquisição de conhecimento. A identidade dos objetos modelados é garantida através de relações de mapeamento entre cada dois níveis adjacentes.

O domínio de aplicação deste trabalho foi a Petrografia Sedimentar, com o objetivo de extrair por inferência a qualidade em termos de porosidade e permeabilidade de rochas reservatório de petróleo. Com ajuda do especialista, foi modelado um método de solução de problemas para identificação do grau de compactação da rocha, que raciocina sobre os conhecimentos modelados utilizando a ontologia proposta. Foi implementado um sistema que permite a descrição dos objetos individualizados através da segmentação manual da imagem, mapeando os dados descritos para a ontologia e aplicando sobre ela o método de solução de problemas. Esse sistema gera como resultado o grau de compactação da rocha, cuja imagem foi assim descrita. Uma validação preliminar da abordagem foi realizada através da descrição de imagens de rochas fazendo uso do sistema desenvolvido, confrontando os resultados com os obtidos por um geólogo para as mesmas rochas observadas. Na metade das amostras descritas, o sistema atingiu o mesmo resultado do especialista e, na outra metade, obteve grande aproximação dos resultados.

**Palavras-Chave:** Engenharia de Conhecimento, Representação de Conhecimento Visual, Ontologia de Representação, Visão Cognitiva, Petrografia Sedimentar.

# Ontological Constructs for Visual Knowledge Representation

## ABSTRACT

In domains that have strong visual content, the image interpretation applying visual reasoning can be more effective in solving problems than the interpretation of pure textual or numeric data. However, the representation of visual knowledge is hard to be achieved since, most of time, we are dealing with implicit knowledge for the observer. The representation ontologies allow the creation of structures for assisting the capture of this kind of knowledge, in order to associate a symbolic representation and semantic meaning to what it being visualize. The formalization of the visual knowledge allows its application for inference process, resulting in the automatic interpretation of image.

The goal of this work is the definition of ontological constructs that allow describing the visual aspects presented in an image, giving more emphasis in the evidences captured by visual attention than in the physical aspects of the objects. These aspects are associated to the physical objects as well as to the objects described in the domain knowledge level. Separate representation ontologies were defined for each level, making possible to associate specific semantic content to the objects through the description of the attributes and to keep the independence of the knowledge related to each level. The image level describes the objects that are possible of being extracted by image processing algorithms (although these algorithms were not studied in this work). The visual knowledge describes the objects that capture the visual attention, such as sections, interstices and borders. The semantic level describes the application objects elicited by knowledge acquisition methods. The identity of the modeled objects is guaranteed through the mapping relation defined between each two adjacent levels.

The application domain of this work is the Sedimentary Petrography, with the goal of extracting by inference methods the porosity and permeability quality of petroleum reservoir-rocks. With the aid of the expert, a problem-solving method that reasons over the knowledge formalized through the proposed ontology was modeled for the identification of the compaction level of the rock. Furthermore, it was implemented a system that supports the description of the objects individualized through a manual segmentation of the image. The described data was mapped to the ontology and the problem-solving method was applied to define the level of compaction. A preliminary validation was developed comparing the results achieved by the system with the manual interpretation done by the expert with the same rock samples. With the half of the described samples the system achieved the same results of the expert and has got strong approximation in the other half.

**Keywords:** Knowledge engineering, Visual Knowledge Representation, Representation Ontology, Cognitive Vision, Sedimentary Petrography.

# 1 INTRODUÇÃO

O crescente uso da Internet nos dias atuais e o aumento da capacidade de armazenamento por computadores possibilitaram uma maior disponibilização de informações visuais. Esse tipo de informação, na maioria dos casos, não apresenta uma estrutura de dados que permita a realização de consultas e a compreensão automática por uma máquina. Podemos achar que a tarefa de compreensão de uma imagem é algo muito simples, visto que, ao olharmos uma cena, geralmente entendemos o seu significado imediatamente, sem muito esforço e sem uma introspecção consciente. No entanto, atualmente, a realização de interpretação de uma imagem por uma máquina ainda é uma área de constantes pesquisas (IYATOMI e HAGIWARA, 2002; MAILLOT, 2005; FU, CHI e FENG, 2006) e que não apresenta um resultado totalmente satisfatório.

Para facilitar o processo de raciocínio de uma máquina sobre uma imagem, devemos ter a possibilidade de representar os dados presentes nela atribuindo semântica a eles, de forma que ao processar essas informações consigamos obter uma interpretação compreensível por um ser humano. Para atingir esse objetivo, devemos fazer uso de termos utilizados por nós humanos ao invés de simplesmente realizar a representação numérica da informação. A forma de representação de dados que faz uso destes termos é conhecida como representação simbólica ou de alto nível.

Uma representação simbólica automática geralmente é obtida fazendo uso de camadas de abstração, onde, na maioria dos casos, a primeira camada se refere a dados extraídos automaticamente da imagem através do processamento de seus *pixels*. A partir desses dados, é então realizado o mapeamento para termos de mais alto nível, os quais, quando processados, levam a um resultado compreensível por um ser humano.

A maioria dos trabalhos realizados atualmente nesta área tem focado principalmente em aspectos físicos da imagem, como formatos de objetos, cores, texturas, etc. Porém, existem aspectos mais cognitivos que são utilizados por nós humanos no processo de interpretação de uma imagem. Quando observamos uma cena, determinados objetos presentes nela chamam mais a nossa atenção do que outros. São objetos que se destacam e atraem o foco do nosso olhar. Geralmente esses são os objetos principais numa imagem e as informações mais importantes são relacionadas a eles. Portanto, é importante que possamos representar não simplesmente objetos com suas características físicas, mas sim representá-los em função do nível de atenção que esses objetos atraem do observador que decorre da intenção do observador ao observar a cena, definido pelo problema a ser resolvido.

A motivação desse trabalho vem da quantidade de domínios onde a utilização de imagens é essencial para a realização de inferências, domínios estes onde apenas dados textuais e numéricos podem não resultar em informações úteis, mas a visualização e

interpretação de uma imagem podem trazer ao observador informações mais importantes, porém de difícil externalização. Entre os domínios que apresentam essa característica, denominados *domínios imagísticos* (YIP e ZHAO, 1996), podemos citar a área de vigilância, onde é necessário identificar objetos numa cena (e.g., pessoas, automóveis e armas) e relações entre esses objetos (e.g., pessoas brigando, um terminal de banco sofrendo vandalismo, etc.) (WITHAGEN, 2006). Na área da medicina, diagnósticos são fortemente baseados em análises de imagens onde imagens médicas são analisadas (e.g., raios-X, ressonâncias magnéticas e tomografias computadorizadas) visando a identificação de patologias existentes (OGIELA e TADEUSIEWICZ, 2003). Na área da Geologia, geólogos analisam imagens de rochas na identificação da qualidade de uma rocha reservatório de petróleo, baseado na identificação dos constituintes que formam essa rocha e seus relacionamentos (GASPARI et al., 2004; MASTELLA et al., 2005).

A interpretação de imagens nesses domínios geralmente envolve um conhecimento intrínseco do observador que é de difícil externalização. A capacidade de reconhecer um objeto em uma cena resulta de conhecimento anterior do observador. Porém, o observador pode não conseguir descrever os passos que o levaram a chegar a determinada interpretação ao observar uma imagem. Isso se deve ao fato que todos os passos necessários para realização da interpretação já foram interiorizados pelo observador, sendo caracterizados neste momento como um conhecimento tácito (NONAKA e TAKEUCHI, 1995). Além disso, uma mesma imagem pode ser descrita de formas diferentes por observadores diferentes, isso devido à subjetividade envolvida no processo de descrição.

## 1.1 Abordagens para representação do conhecimento visual

Entre os modelos existentes para representar o conhecimento visual, está a simples representação de características de baixo nível. Essa representação trabalha com a extração de características dos *pixels* presentes na imagem como, por exemplo, localização e cor. Através das informações representadas torna-se fácil redesenhar uma imagem, no entanto, a pesquisa sobre esses dados não é algo trivial. Uma máquina pode facilmente achar respostas para questões referentes a, por exemplo, localização exata de objetos e cores. Porém, as perguntas realizadas por humanos na maioria dos casos são mais qualitativas do que quantitativas. Podemos querer saber se existe a figura de uma pessoa encostada em uma árvore em uma imagem. Para responder questões desse tipo devemos ter alguma semântica associada aos dados representados, o que não é possível de ser feito utilizando apenas processamento de imagens para representação de características de baixo nível. Para resolver esse problema podemos combinar as características de baixo nível com representações simbólicas que permitam atribuir semântica às informações como, por exemplo, anotação de imagens.

A técnica de anotação de imagens permite uma busca fácil de conteúdo. Nessa abordagem rótulos são associados a objetos na imagem, sendo considerada uma das maneiras mais populares e simples para indexação (ROWE, 2005). No entanto, como é necessária a intervenção de um ser humano no processo de atribuição de rótulos, a inserção de dados pode ser custosa e consumir muito tempo. Alguns estudos propõem a automatização ou semi-automatização do processo. Em uma anotação semi-automática é requerido um *feedback* do usuário através da atribuição de graus de satisfação aos resultados obtidos em uma consulta. Em uma anotação automática, é realizada a comparação dos atributos existentes numa imagem com imagens previamente anotadas

e dessa forma rótulos são obtidos e atribuídos a nova imagem. Um dos problemas existentes nessa abordagem é a subjetividade envolvida na descrição que pode resultar numa descrição diferente da mesma imagem quando realizada por duas ou mais pessoas. Uma das formas de evitar esse problema é através do uso de ontologias.

Uma ontologia possibilita a atribuição de semântica ao que está sendo representado, criando uma estrutura com a qual é possível organizar ou dar uma visão geral sobre o mundo. Segundo (GRUBER, 1993), “uma ontologia é uma especificação explícita de uma conceitualização”. Entre os tipos de ontologias existentes temos a ontologia de representação, a qual objetiva modelar primitivas que possam ser utilizadas para formalizar o conhecimento, como, por exemplo, classes, relações e atributos. (GÓMEZ-PÉREZ, FERNÁNDEZ-LÓPEZ e CORCHO, 2004).

A definição de uma ontologia de representação possibilita a modelagem de construtos visuais a serem utilizados na descrição de uma imagem. O preenchimento desses construtos pode ser realizado através da utilização de uma ontologia de domínio o que permite que a ontologia de representação gerada seja genérica a ponto de ser utilizada em diversos domínios imagísticos e impede a utilização de termos distintos na descrição de um mesmo objeto por pessoas diferentes.

Algumas linguagens são propostas para definição de ontologias, entre elas a lógica descritiva. Essa linguagem caracteriza-se por basear-se em conceitos e papéis. Além disso, uma lógica descritiva permite estabelecer subsunções, isto é, verificar se uma categoria é um subconjunto de outra apenas pela comparação de suas definições, e classificar objetos, ao verificar a qual categoria eles pertencem.

## 1.2 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo a definição de construtos ontológicos que permitam descrever aspectos visuais presentes em uma imagem, focando em uma abordagem mais relacionada à atenção visual do que aspectos físicos dos objetos. Os construtos propostos são utilizados na descrição de uma imagem para identificação de objetos visuais. Dessa maneira temos como resultado uma descrição simbólica dos objetos existentes na imagem o que permite a atribuição de semântica específica a esses objetos através da descrição de seus atributos. Além disso, é possível aplicar sobre essa representação métodos de raciocínio convencionais da engenharia de conhecimento.

Para exemplificar a utilização de construtos ontológicos na descrição de uma imagem, é exibida na Figura 1.1 uma imagem artificial de uma radiografia de um joelho humano. A partir dessa imagem podemos identificar três objetos que chamam nossa atenção. Dois desses objetos são os principais na imagem, os identificados pelas letras A e B. O terceiro objeto é o fundo da imagem, identificado pela letra C. Desses objetos podemos extrair atributos (e.g., cor, textura, formato e área) que possibilitem num determinado domínio, auxiliar na identificação do objeto. Além dos atributos podemos estabelecer relacionamentos entre objetos e entre suas bordas. Nesse exemplo percebemos que o objeto A está localizado acima do objeto B, sendo que eles apresentam um contato pontual de suas bordas, indicado pela seta na imagem. Um médico ao analisar essa imagem poderia utilizar o atributo de formato e o relacionamento de localização para concluir que o objeto A é um fêmur e o objeto B é uma tíbia. Entre esses ossos existe uma cartilagem que os separa. Como identificamos um contato pontual entre as bordas dos objetos, podemos concluir que naquele ponto não há cartilagem que separe os dois ossos. Um médico ao analisar esses dados

interpretaria essa situação como uma artrose fêmoro-tibial medial, ou seja, ocorreu um desgaste progressivo da cartilagem a ponto de um osso tocar no outro.

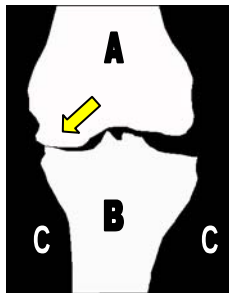


Figura 1.1: Imagem artificial de uma artrose fêmoro-tibial medial do joelho.

Neste caso, o objeto C apesar de ter sido identificado, não foi útil no nosso processo de interpretação. Isso porque nessa situação o fundo da imagem não é importante.

### 1.3 Domínio de aplicação

Esse trabalho é aplicado sobre o domínio da Petrografia Sedimentar, uma subárea de pesquisa da Geologia que estuda rochas sedimentares. Através da descrição de amostras desse tipo de rocha é possível prever se ela é ou não um bom reservatório de petróleo (ABEL, 2001; SILVA, 2001). Um dos aspectos levados em consideração nessa análise é o grau de porosidade da amostra. Quanto maior a porosidade de uma amostra, maior o espaço disponível para existência de óleo nela.

A porosidade de uma rocha sofre alterações devido à compactação sofrida pela rocha desde a sua formação. Quanto mais compactada, menor a porosidade da rocha e, conseqüentemente, menor a chance de ela ser um bom reservatório de petróleo.

Existem algumas técnicas para definição do nível de compactação de uma rocha, entre elas, técnicas que levam em consideração o número de contatos existentes entre grãos de rochas e outras que avaliam o formato do contato existente entre eles.

Com o objetivo de facilitar o processo de descoberta do nível de compactação de uma rocha, nesse trabalho são propostos construtos visuais que permitem a representação de objetos presentes numa amostra de rocha como, por exemplo, grãos e poros. Esses construtos podem então ser utilizados no mapeamento de características de baixo nível, extraídas fazendo uso de processamento de imagens, para um nível superior. Tendo os construtos preenchidos com informações retiradas da imagem, torna-se possível aplicar sobre eles algoritmos de inferência que resultem numa interpretação do grau de compactação da rocha.

### 1.4 Organização dos capítulos

O capítulo 2 apresenta uma revisão das principais metodologias utilizadas para representação de conhecimento visual. É explicada a metodologia de representação de características visuais de baixo nível fazendo uso de processamento de imagens; a metodologia de anotação de imagens, a qual é considerada uma das formas mais popularmente utilizadas mas que porém apresenta problemas, principalmente devido a subjetividade da descrição; e por fim são mostrados os modelos de representação através de ontologias e lógica descritiva, que auxiliam na descrição de um mesmo objeto por mais de uma pessoa evitando ambigüidades.



O capítulo 3 aborda o tema atenção visual. Nesse capítulo é explicado como funciona o processo de atenção visual e o porquê de alguns objetos em uma imagem atraírem mais o foco do observador do que outros.

No capítulo 4 é exibido o domínio de aplicação. Nele são descritas as técnicas utilizadas por geólogos para descoberta do grau de compactação de uma rocha reservatório.

O capítulo 5 apresenta uma visão geral da abordagem proposta neste trabalho. É explicado com detalhes o modelo de representação proposto com enfoque voltado para a atenção visual. É descrita a ontologia de representação gerada para ser utilizada no domínio da Petrografia Sedimentar na representação de aspectos visuais existentes numa imagem de amostra de rocha.

O capítulo 6 exibe o sistema desenvolvido para validação da ontologia proposta. É exibido nesse capítulo um método de raciocínio que permite trabalhar sobre a representação gerada com o objetivo de interpretar o grau de compactação de uma rocha-reservatório, a implementação do sistema que faz uso da ontologia de representação proposta e validação da abordagem através da descrição de imagens de lâminas de rocha.

No capítulo 7 são apresentadas as conclusões obtidas com o desenvolvimento deste trabalho.

## 2 MODELOS DE REPRESENTAÇÃO DO CONHECIMENTO VISUAL

Ao interpretar uma cena, o ser humano inicialmente realiza uma representação do que está visualizando para que possa fazer uso dessas informações e então interpretá-las. No cérebro humano a área responsável por este armazenamento é o córtex cerebral, que corresponde à camada mais externa do cérebro. Essa área é rica em neurônios e é nela onde é realizada a representação simbólica do conteúdo visualizado. De forma similar, uma máquina necessita uma maneira de representar as informações presentes em uma imagem para que essas informações possam ser então processadas e, conseqüentemente, a imagem interpretada. Para este fim, são propostos alguns modelos de representação do conhecimento visual.

Podemos classificar os modelos de representação de conhecimento visual existentes em (1) modelos que permitem a atribuição de um significado semântico aos parâmetros coletados, ou seja, as informações extraídas da imagem dizem respeito a um nível mais alto de raciocínio, e (2) modelos que simplesmente armazenam informações sem se preocupar em criar estruturas que atribuam um significado para elas.

Semântica refere-se ao estudo do significado, logo o objetivo da interpretação semântica de uma imagem é atribuir um significado a ela. Este significado depende muito do domínio no qual a imagem está sendo interpretada, do contexto ao qual ela está inserida e do conhecimento a priori do observador. Por exemplo, na Figura 2.1, uma pessoa que não é da área da Geologia, ou seja, que não pertence a este domínio, pode ter muita dificuldade em tentar interpretar a imagem. Ela poderia chegar a uma interpretação errada, como, por exemplo, dizer que se trata de uma pintura abstrata ou de uma foto tirada por satélite. Poderia também tentar separar os objetos presentes na imagem e descrever seus formatos e cores, mas dificilmente, não tendo um conhecimento do domínio, chegaria a uma interpretação da imagem como um todo. Já uma pessoa da área da Geologia logo identificaria que a imagem trata-se de uma visão microscópica de uma lâmina de rocha, pois ela possui conhecimento do domínio. Ela poderia ir ainda mais além, caso soubesse o contexto no qual a imagem está sendo interpretada. Por exemplo, se o objetivo é verificar a compactação da rocha, o observador poderia interpretar a imagem como uma compactação química entre os dois grãos centrais. Nesta situação, um conhecimento a priori no domínio da imagem é de grande importância para que ela seja interpretada.

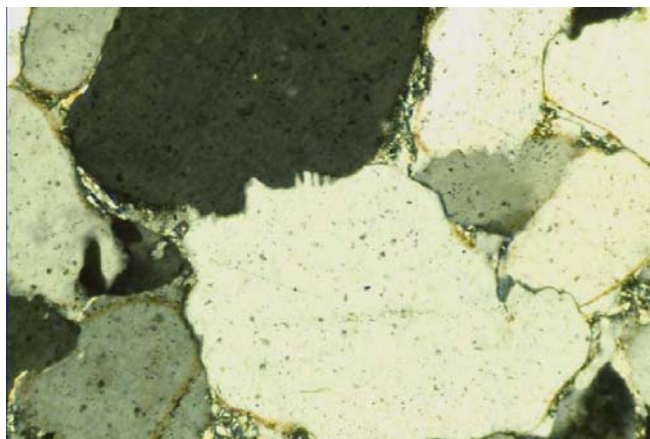


Figura 2.1: Visão microscópica de uma lâmina de rocha, apresentando compactação química entre os grãos centrais.

Uma forma de representação que não realiza a atribuição de semântica aos dados representados é a extração de características de baixo nível existentes em uma imagem. Nesse tipo de representação encontra-se a área de pesquisa conhecida como recuperação de informações visuais baseada em características (*Feature-Based Visual Information Retrieval*). Técnicas existentes nessa área assumem que imagens com características similares apresentam um conteúdo similar, o que permitiria classificá-las segundo um modelo (ZHANG, 2006). No entanto, devido à complexidade do mundo real, apenas características de baixo nível, como aspectos geométricos da imagem, não são suficientes para a interpretação adequada de uma imagem. Atualmente, muitas pesquisas têm sido focadas na recuperação de significados semânticos, que tentam extrair conceitos cognitivos através da combinação de características de baixo nível. Algumas formas de representação utilizam uma abordagem em diversos níveis de abstração, visando o mapeamento das características de baixo nível para um nível semântico. Neste capítulo descrevemos alguns dos modelos que permitem representar o conhecimento visual segundo as características de baixo nível de uma imagem, bem como através de suas características de alto nível.

## 2.1 Representação de Características Visuais de Baixo Nível

A recuperação de informações visuais baseada em características pode ser vista em duas etapas: na primeira, as características são extraídas em um nível de *pixels*, como, por exemplo, cor, textura e geometria local; na segunda etapa as características são extraídas em um nível de grupo de *pixels*, como, por exemplo, a extração de contornos, técnica essa denominada de segmentação, que permite a extração de objetos e características de formas. No entanto, a simples identificação de objetos em uma imagem pode não trazer informações úteis para o observador. Torna-se necessário extrair o relacionamento espacial existente entre esses objetos. A identificação de relacionamentos espaciais pode considerar a topologia e orientação entre os objetos identificados (BIMBO, 1999). A identificação desses relacionamentos auxilia numa futura atribuição de semântica à imagem visualizada, o que permite que a imagem seja interpretada em um determinado contexto.

Nos dias atuais, a realização de segmentação de imagens naturais geralmente é feita através de algoritmos que requerem a intervenção do usuário. Uma abordagem existente

é a *Corridor Scissors* (FARIN et al., 2004), onde o usuário traça a região a ser segmentada e um algoritmo realiza a correção neste traçado para que ele corresponda exatamente aos contornos do objeto. Em muitos casos faz-se necessário a correção manual, por parte do usuário, dos contornos identificados pelo algoritmo de segmentação. Essa necessidade pela intervenção de um usuário no processo de segmentação se dá devido a grande complexidade existente em imagens naturais, nas quais pode não ser possível obter uma grande precisão na segmentação. Nesses casos, a aplicação direta de um algoritmo de segmentação pode não produzir resultados satisfatórios, ou seja, contornos exatamente iguais aos esperados. Algumas outras técnicas utilizadas para segmentação de imagens são a *Anisotropic Diffusion* (PERONA e MALIK, 1990), o algoritmo RSST (TUNCEL e ONURAL, 2000), a *Watershed Transformation* (GAO, SIU e HOU, 2001) e o *Normalized Cut* (SHI e MALIK, 2000).

Com a imagem segmentada é possível representar os contornos identificados e contatos existentes entre eles, de forma a possibilitar uma fácil extração de relacionamentos topológicos. A representação dessas informações pode ser realizada através do modelo G-Map (*Generalized Map*) (LIENHARDT, 1991). Nesta abordagem após obter a imagem segmentada são extraídos *darts* dela, que são objetos abstratos que podem possuir ligações uns com os outros. Estas ligações são chamadas de *involutions*. Através dos *involutions* é possível extrair da imagem os objetos e suas relações topológicas. A Figura 2.2 exibe uma representação de uma imagem 2D fazendo uso da modelagem G-Map. Como pode ser visto nesta figura, as *involutions alpha 0* criam um segmento de reta entre dois *darts*, as *involutions alpha 1* servem para unir dois segmentos de retas, fazendo com que os *darts* ligados por essa *involution* ocupem o mesmo lugar no espaço, e as *involutions alpha 2* servem para realizar a ligação entre duas superfícies. Como mostra a Figura 2.2, podemos extrair cada objeto da imagem obtendo apenas os *darts* que estão ligados através das *involutions alpha 0* e *alpha 1*. Desta maneira obteremos dois polígonos. Caso queiramos saber com quais objetos um outro possui contato, basta recuperar as *involutions alpha 2* que ele apresenta.

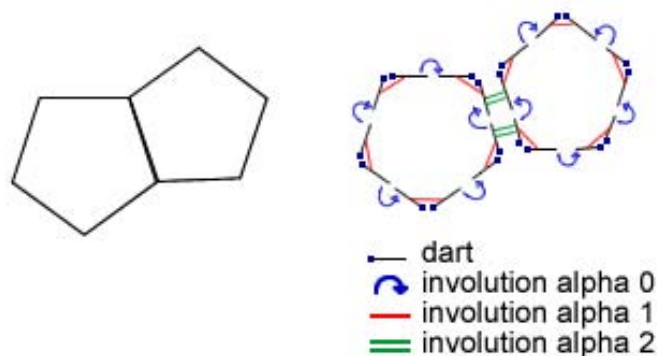


Figura 2.2: Relações topológicas de uma figura 2D utilizando G-Map.

As duas etapas citadas anteriormente, extração de características em nível de *pixels* e em grupo de *pixels*, permitem extrair características das imagens que, quando representadas, possibilitam o seu processamento por uma máquina. Entre as características de cores extraídas de uma imagem estão a cor propriamente dita, o brilho e a saturação. Juntamente com a cor, outra característica importante no reconhecimento

de objetos em uma imagem é a textura. De um ponto de vista psicológico, as características de textura que chamam a atenção de um observador humano são a granularidade, direção e repetição. Devido a dificuldade de se expressar texturas em palavras, a representação dessa característica geralmente é feita em forma de vetores numéricos que apresentam valores para os três parâmetros citados anteriormente (BIMBO, 1999). Outra característica importante para a extração e reconhecimento de objetos é a forma. A maneira tradicional de representar uma forma é através de um conjunto de características, como, por exemplo, a área, o alongamento, orientação e contornos. Para o armazenamento de contornos de objetos pode-se utilizar a mesma abordagem utilizada em bancos de dados geográficos para representação de dados espaciais. Nessa forma de armazenamento, um segmento de linha pode ser representado pelas coordenadas de seus vértices. Da mesma forma, uma curva pode ser representada de forma aproximada através de sua partição em uma seqüência de segmentos. Um polígono também pode ser representado através de uma lista de seus vértices e a ordem de ligação existente entre eles (SILBERSCHATZ, KORTH e SUDARSHAN, 2006).

A extração de características e segmentação são geralmente os primeiros passos na recuperação de uma imagem. Porém, isso é insuficiente para representar a percepção visual humana.

O processamento de imagens nos permite extrair pontos, linhas e regiões de uma imagem, no entanto, somente fazendo uso desse tipo de processamento, não conseguimos atribuir uma semântica às informações extraídas de forma que possamos dar um significado ao que estamos visualizando, ou seja, utilizando apenas essa abordagem possuímos um *gap* semântico. Para a atribuição de um significado ao que está sendo visualizado é necessária uma forma de representar as informações extraídas da imagem que permita a realização de inferências sobre essas informações. Isso é alcançado fazendo uso de uma representação simbólica ou de alto nível.

## 2.2 Representação Simbólica ou de Alto Nível

A representação simbólica pode ou não fazer uso das características extraídas durante o processo de representação em baixo nível. Uma representação simbólica ou de alto nível faz uso de termos utilizados por seres humanos na descrição de um objeto, diferentemente dos termos utilizados numa representação de baixo nível que envolve informações referentes aos *pixels* da imagem. Para se chegar a uma representação simbólica de forma automática ou semi-automática, faz-se necessário criar níveis de representação que permitam, a partir de informações de baixo nível, obter uma representação de alto nível. Como, por exemplo, o trabalho desenvolvido em (HONG, WU e SINGH, 1999) onde são criados 3 níveis de representação, sendo o primeiro um nível de representação de características como cor, textura, forma, relações espaciais, etc. O segundo nível trata da representação de objetos presentes na imagem, como, por exemplo, árvores, céu, água e pessoas. O terceiro nível trata da representação da cena, onde é possível representar cidades, campos, cenários naturais, cenários sintéticos, etc. Outro trabalho que apresenta uma representação em 3 níveis foi o desenvolvido em (MAILLOT, 2005), onde no primeiro nível temos a representação de dados referentes ao processamento de imagens como área, perímetro e histogramas de cores. No segundo nível, é realizado um mapeamento para termos mais humanos, como, por exemplo, o nome da cor do objeto e o formato de sua superfície. E por fim, no terceiro nível é realizado o mapeamento dos conceitos extraídos no nível anterior para uma representação semântica da cena visualizada.

A representação de baixo nível pode ser deixada de lado caso tenhamos anotações nas imagens, ou seja, rótulos inseridos nela que tratem a informação visualizada em um nível mais humano de reconhecimento de objetos e menos relacionada a informações de *pixels*. Quando queremos deixar de lado as características de baixo nível, necessitamos a intervenção de um humano no processo de anotação, para que ele atribua rótulos à imagem. No entanto, o processo de anotação pode também levar em consideração as características de baixo nível e desta forma ser automatizado.

### 2.2.1 Anotação de Imagens

Uma das soluções adotadas para representação e busca de conteúdo em imagens são os sistemas de recuperação de imagens baseados em conteúdo (*content-based image retrieval*), que computam a relevância baseada na similaridade visual de características de baixo nível como cor, textura e forma (ENSER, 2000). No entanto a similaridade visual não é equivalente à similaridade semântica, o que acaba por gerar o *gap* semântico. Por exemplo, ao procurar cenas de céu, podemos obter em nosso resultado cenas onde haja a presença de um mar, isso devido a presença de características de baixo nível semelhantes. Se levarmos em conta apenas histogramas de cores, podemos ter imagens que possuam um histograma idêntico porém significados semânticos completamente diferentes, como pode ser visto na Figura 2.3. Esse é um dos motivos pelos quais a semântica de uma imagem pode ser melhor representada através de palavras-chave.

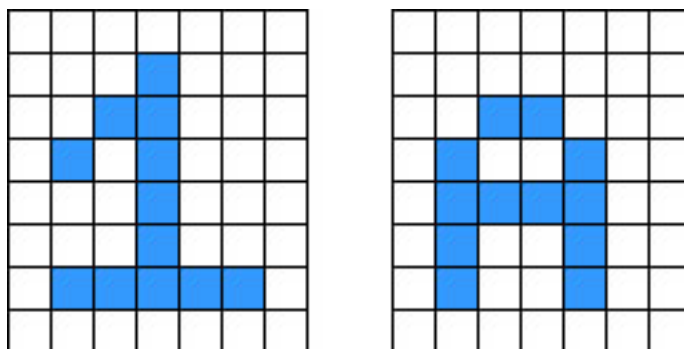


Figura 2.3: Duas imagens que apresentam o mesmo histograma de cores porém significados semânticos distintos.

A técnica de anotação de imagens pode melhorar a performance de sistemas de recuperação de imagens baseado em conteúdo possibilitando deixar de lado imagens que pertençam a classes irrelevantes durante um processo de busca, reduzindo desta maneira o tempo de processamento e a probabilidade de erros de associações. Além disso, a associação de textos a imagens é um das maneiras mais populares e simples para indexação (ROWE, 2005). No entanto, é necessário que antes de colocar uma imagem num banco de dados, por exemplo, um ser humano atribua rótulos a essa imagem, o que reduz a automatização do processo. Além disso, em uma base de dados com diversas imagens, uma anotação manual precisa é custosa e difícil de ser realizada. Por esses motivos, alguns estudos propõem a realização de anotações de forma automática ou semi-automática, através do processamento de informações de baixo nível. As técnicas semi-automáticas fazem uso do *feedback* do usuário. Uma vez que

seres humanos são muito melhores que computadores na extração de informações semânticas a partir de imagens, o *feedback* tem se mostrado uma ferramenta eficaz na melhora dos resultados obtidos. Em um sistema de busca de imagens com *feedback*, o usuário atribui um grau de satisfação aos resultados exibidos por uma máquina ao processar a busca. A partir desse grau de satisfação o sistema ajusta suas medidas de similaridade utilizadas, com o objetivo de melhorar os resultados de buscas posteriores.

A recuperação de informações visuais fazendo uso de anotações pode ser classificada basicamente em duas categorias: métodos baseados em texto, onde os textos associados às imagens são analisados e a partir deles são recuperadas as imagens consideradas relevantes; e métodos baseados em imagens, onde imagens são segmentadas ou particionadas para a detecção de objetos. A partir de imagens previamente anotadas são realizadas anotações nos objetos detectados na nova imagem que apresentem características similares.

Porém a técnica de anotação de imagens apresenta algumas complicações. Primeiramente, cada imagem deve ser descrita adequadamente. Em segundo lugar, descrever manualmente cada imagem pode consumir muito tempo e ter um custo alto. Em terceiro lugar, as palavras-chave utilizadas são subjetivas e influenciadas pelo humor da pessoa, saúde, e outros fatores. Além disso, imagens que possuam um grande número de palavras-chave podem ter algumas palavras em comum mesmo sendo imagens sobre assuntos diferentes e, dependendo da busca realizada pelo usuário serem retornadas como se fossem similares.

As anotações manuais, apesar de permitirem uma descrição conceitual em um nível alto de abstração, sofrem devido a subjetividade da descrição realizada. Uma das formas de solucionar este problema é através do uso de ontologias, como realizado em (SCHREIBER et al., 2001). Nesse trabalho é proposta uma conexão entre ontologias de anotação e ontologias de domínio. A ontologia de anotação especifica uma estrutura independente de domínio provendo dessa forma um modelo para construção de anotações. É possível adicionar novos componentes a essa estrutura tornando simples a sua expansão. A ontologia de domínio provê um vocabulário e um conhecimento base para descrição de características presentes nas fotos de um determinado domínio. Tanto a ontologia de anotação como a ontologia de domínio fazem uso de uma terminologia geral. Para manter a ontologia de anotação e a ontologia de domínio separadas, é definido um mapeamento explícito entre a descrição da foto na primeira ontologia e a hierarquia existente na segunda ontologia.

### 2.2.2 Ontologias

As ontologias são utilizadas para representação do conhecimento, oferecendo uma estrutura para organizar ou dar uma visão geral sobre o mundo. Segundo (GRUBER, 1993), “uma ontologia é uma especificação explícita de uma conceitualização”. Essa definição tornou-se a mais citada na literatura e, a partir dela, diversas outras definições surgiram, entre elas a proposta por Borst (BORST, 1997) que diz que “ontologias são definidas como uma especificação formal de uma conceitualização compartilhada”. As definições de Gruber e Borst foram unidas em (STUDER, BENJAMINS e FENSEL, 1998) gerando uma nova definição: “Uma ontologia é uma especificação formal e explícita de uma conceitualização compartilhada”. Onde explícito significa que os tipos de conceitos utilizados e suas restrições são explicitamente definidos. Formal se refere ao fato de que a ontologia deve ser processável por um computador, e compartilhada descreve um conhecimento consensual, que é aceito por um grupo.

As ontologias são classificadas basicamente em quatro tipos (GÓMEZ-PÉREZ, FERNÁNDEZ-LÓPEZ e CORCHO, 2004):

- **Ontologia de representação do conhecimento:** objetiva modelar primitivas que possam ser utilizadas para formalizar o conhecimento. Entre as primitivas de modelagem estão *classes*, *relações* e *atributos*, primitivas essas que permitem construir taxonomias de classes, definir propriedades de relações, definir limites de valores e tipos de atributos, etc.
- **Meta-ontologia:** descreve conceitos gerais que são comuns a diversos domínios. Por esse motivo, algumas vezes meta-ontologias são utilizadas para construção de ontologias de domínio.
- **Ontologias lingüísticas:** tem como objetivo descrever construtos semânticos ao invés de modelar um domínio específico. Oferecem um conjunto de recursos utilizados na maioria das vezes em processamento de linguagem natural. Este tipo de ontologia está ligado à semântica de unidades gramáticas, como, palavras, grupos nominais, adjetivos, etc.
- **Ontologia de domínio:** é um vocabulário reusável de conceitos e seus relacionamentos dentro de um domínio, incluindo as atividades, teorias e princípios fundamentais que pertencem ao domínio.

Uma ontologia de representação do conhecimento pode ser utilizada para modelar os parâmetros visuais relevantes num processo de análise de uma imagem. Dessa maneira, uma descrição subjetiva de uma imagem realizada por mais de uma pessoa poderia ser facilitada, visando à diminuição de diferenças em suas descrições, fazendo uso de primitivas geradas em uma ontologia de representação, e também através de conceitos modelados em uma ontologia de domínio.

Em (MAILLOT, 2005), é proposta uma abordagem para categorização de objetos fazendo uso de ontologias. Essa categorização é realizada em três fases. Na primeira fase, são extraídas as características da imagem fazendo uso de técnicas de processamento de imagens. As informações extraídas nessa fase são numéricas e representam, por exemplo, áreas, perímetros, histogramas de cores, etc. A segunda fase realiza o mapeamento das características extraídas na fase anterior para uma ontologia que permite realizar uma abstração simbólica baseada nos parâmetros coletados. Nessa fase, é utilizada uma ontologia de conceitos visuais que pode ser aplicada em diversos domínios. Entre os conceitos visuais modelados, estão conceitos de textura, que levam em consideração aspectos como repetição, orientação, contraste e granularidade; conceitos de cor, onde é considerada a cor propriamente dita, o brilho e a saturação; e conceitos espaciais, onde são definidos conceitos relativos à posição, geometria, tamanho e alongamento. Além desses conceitos, também são definidas relações espaciais que indicam a topologia existente entre os objetos, a orientação e a distância. A terceira e última fase realiza a interpretação semântica da imagem observada. Para isso, é utilizada uma ontologia de domínio para a qual é feito o mapeamento das abstrações simbólicas realizadas na fase anterior. Na Figura 2.4, é exibido um exemplo de utilização da abordagem proposta por Maillot, onde são caracterizados objetos relacionados ao domínio da palinologia. Com esse intuito são extraídas inicialmente características puramente numéricas de uma imagem segmentada. A partir dessas



características, é feito um mapeamento utilizando uma ontologia de conceitos visuais que permite determinar, entre outras coisas, cores e formatos. Tendo essa abstração simbólica, é então realizada a interpretação semântica do objeto observado. Para essa última fase é utilizada uma ontologia específica para o domínio da palinologia que permite identificar o tipo do grão de pólen extraído.

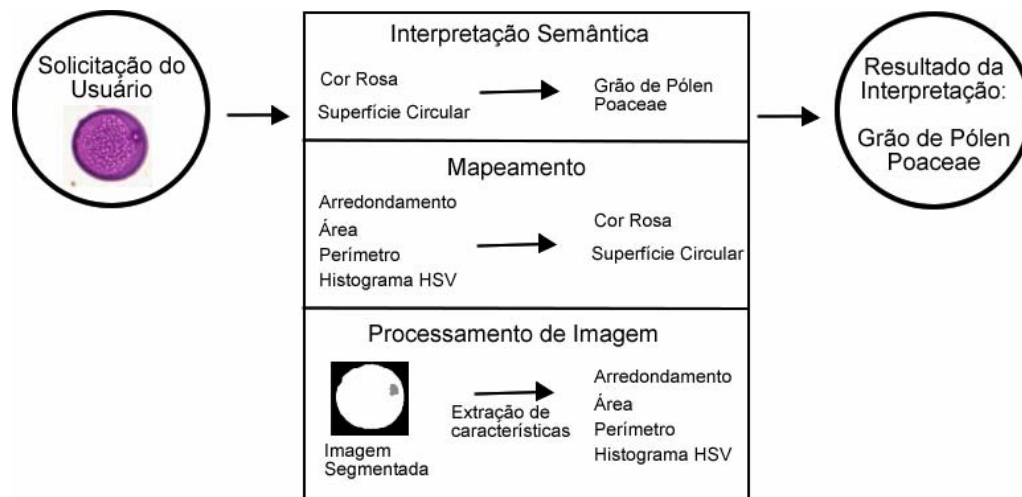


Figura 2.4: Categorização de objetos fazendo uso de ontologias em uma abordagem de 3 fases (MAILLOT, 2005).

Em (MEZARIS, KOMPATSIARIS e STRINTZIS, 2004) é apresentada uma metodologia para recuperação de dados visuais. A abordagem parte de uma etapa de segmentação não supervisionada para a divisão da imagem em regiões. A partir dessas regiões, são extraídas características de baixo nível, como cor, posição, tamanho e forma. Essas características são posteriormente associadas automaticamente a descrições qualitativas de nível intermediário, que formam um vocabulário de termos denominados no trabalho de ontologia de objetos. Fazendo uso dessa ontologia é possível então chegar a uma descrição qualitativa de conceitos de alto nível, como pode ser visto na Figura 2.5. Dessa forma é possível realizar buscas por imagens a partir de conceitos semânticos, os quais terão associados às descrições de nível intermediário que permitirão encontrar as regiões de interesse nas imagens.

### 2.2.3 Lógica Descritiva

A lógica descritiva (BAADER et al., 2004) surgiu devido a necessidade de formalizar o que as redes semânticas significavam, mantendo a taxonomia existente nesse tipo de representação. As principais características numa lógica descritiva são a possibilidade de estabelecer subsunções, isto é, verificar se uma categoria é um subconjunto de outra apenas pela comparação de suas definições, e de classificar objetos, ao verificar a qual categoria eles pertencem.

Dentro de uma base de conhecimento, podemos ver claramente a distinção entre dois tipos de conhecimento: *conhecimento intensional* e *conhecimento extensional*. O primeiro representa o conhecimento geral sobre o domínio do problema e o segundo o conhecimento especificado para um problema particular. Na lógica descritiva, essa distinção é vista através de dois componentes, o *TBox* e o *ABox*, respectivamente. O

*TBox* apresenta o conhecimento na forma de uma terminologia e é construído através de declarações que descrevem propriedades gerais dos conceitos, definindo, desta forma, as primitivas de representação. Este tipo de conhecimento é pensado para não sofrer modificações. O *ABox* faz uso da terminologia gerada no *TBox* para instanciar conceitos, portanto é pensado como um conhecimento que sofre alterações ocasionais ou constantes.

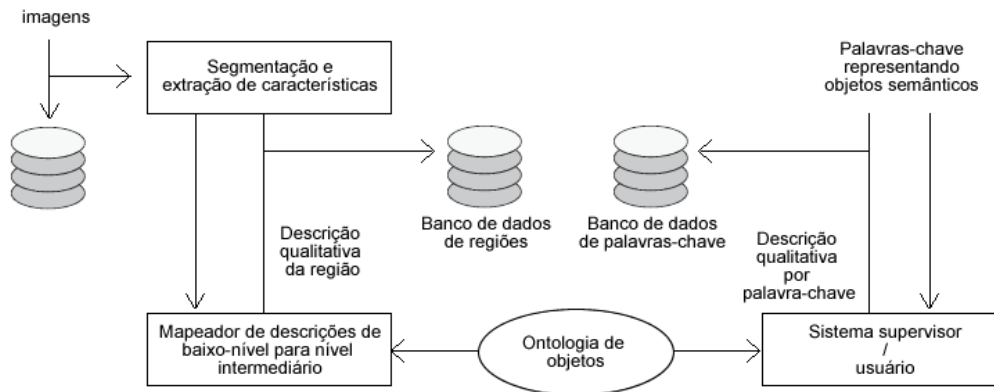


Figura 2.5: Valores do descritor de baixo nível e de nível intermediário são armazenados no banco de dados de regiões; valores do descritor de nível intermediário para as palavras-chave definidas pelo usuário (objetos semânticos) são armazenados no banco de dados de palavras-chave.

Na lógica descritiva, as descrições sobre conjuntos de indivíduos são denominadas conceitos e as relações binárias entre eles são denominadas papéis. As descrições elementares nessa lógica são os conceitos atômicos e os papéis atômicos. Através deles e com o uso de construtores de conceitos é possível realizar descrições mais complexas.

Descrições de conceitos são formadas de acordo com a seguinte sintaxe:

- $C, D \rightarrow A \mid (\text{conceito atômico})$
- $T \mid (\text{conceito universal})$
- $\perp \mid (\text{conceito } \textit{bottom})$
- $\neg A \mid (\text{negação atômica})$
- $C \sqcap D \mid (\text{intersecção})$
- $\forall R.C \mid (\text{restrição de valor})$
- $\exists R.T \mid (\text{quantificação existencial limitada})$

Onde  $C$  e  $D$  são descrições de conceitos,  $A$  é um conceito atômico e  $R$  é um papel atômico.

Fazendo uso dessa sintaxe podemos, por exemplo, descrever uma especialização de um conceito *círculo*. Considerando que já tenhamos esse conceito definido, podemos

fazer uso dele, em conjunto com o papel *temBorda* e com construtores de conceitos para definir um círculo com borda suturada, como mostrado na Figura 2.6.

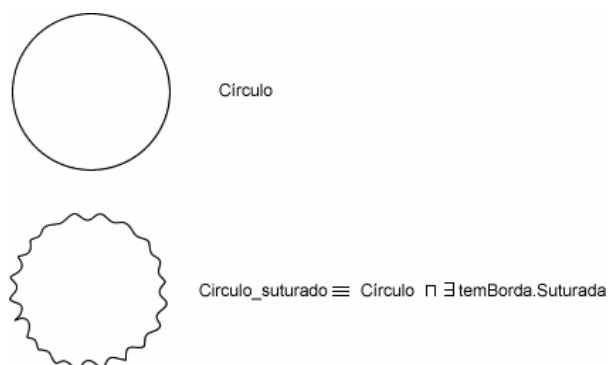


Figura 2.6: Definição de um conceito fazendo uso de outro conceito já definido.

Devido à característica da lógica descritiva de estabelecer subsunções, podemos implicitamente verificar que um conceito *Círculo\_suturado* é também um conceito *Círculo*, como é demonstrado em sua definição.

Além da representação de informações, a lógica descritiva possibilita também a recuperação dessas informações fazendo uso de pesquisas semelhantes às realizadas em bancos de dados. Em (BERTINO, ELMAGARMID e HACID, 2002) é proposta uma abordagem de representação e obtenção de conhecimento visual através de linguagens baseadas em lógica descritiva. São criadas linguagens para descrição do conhecimento relacionado a um objeto e para realização de consultas sobre essas descrições.

Em (MEGHINI, SEBASTIANI e STRACCIA, 1997), também é utilizada uma abordagem baseada em lógica descritiva para representação do conhecimento visual. Na abordagem proposta, é possível descrever informações de baixo nível como cores e formatos além de conteúdos de documentos multimídias. A partir dessas descrições, é proposta uma linguagem para consulta dos dados. A linguagem proposta permite tratar com informações imprecisas, através da atribuição de graus de relevância aos *layouts* existentes para uma determinada imagem. Desta forma, se tivermos os *layouts* *i* e *j* descrevendo possíveis objetos para um determinado tipo de imagem, sendo que *i* apresenta um grau de relevância maior, ao realizarmos uma busca sobre estes tipos de imagem, obteremos como resultado um número maior de imagens que possuam o *layout* *i*.

Em (SCHOBBER, HERMES e HERZOG, 2005) é apresentada uma abordagem para classificação de regiões de imagens fazendo uso de lógica descritiva. Com esse objetivo, é realizado um mapeamento entre características de baixo nível e conceitos de alto nível. Os valores presentes nas características de baixo nível são atribuídos aos papéis definidos e assim é possível restringir os valores para cada conceito. As definições abaixo mostram como seria a atribuição de uma região que contenha água para um conceito denominado *Água*, onde os caracteres C, T e F representam a cor, textura e fundo do conceito, respectivamente.

$$\begin{aligned} \exists \text{temCor.azul} &\subseteq \text{Água}_C \\ \exists \text{temTextura.homogênea} &\subseteq \text{Água}_T \\ \exists \text{éFundo.verdadeiro} &\subseteq \text{Água}_F \end{aligned}$$

Nesse exemplo é assegurado que uma região que apresente o valor “azul” para a característica “cor” se trata de uma instância do conceito “Água”, sendo mapeada essa característica para o atributo “cor” deste conceito.

Apesar de serem utilizadas em diversas aplicações como, configurações (MCGUINNESS e WRIGHT, 1998) e integração de informações (CALVANESE et al., 1998), as lógicas descritivas são muito conhecidas por sua utilização como base na definição de algumas linguagens ontológicas, como é o caso das linguagens OIL (FENSEL et al., 2000), DAML+OIL (HARMELEN, PATEL-SCHNEIDER e HORROCKS, 2001) e OWL (MCGUINNESS e HARMELEN, 2004). As lógicas descritivas são separadas em famílias, as quais apresentam menos ou mais operadores. As linguagens OWL Lite e OWL DL são baseadas nas famílias **SHIF** e **SHOIN**, respectivamente. Onde as letras que formam os nomes das famílias dizem respeito a:

- S** – Construtos booleanos de conceitos ( $\sqcap$ ,  $\sqcup$ ,  $\neg$ ), quantificadores de restrição ( $\exists$ ,  $\forall$ ), papéis atômicos e papéis transitivos.
- H** – Hierarquia de papéis (e.g.,  $\text{temMoto} \sqsubseteq \text{temVeículo}$ ). Em OWL é definido através da tag *rdfs:subPropertyOf*.
- O** – Classes nominais (e.g., restrição de valores para um objeto). Em OWL é definido através das tags *owl:oneOf* e *owl:hasValue*.
- I** – Papéis inversos (e.g.,  $\text{éFilhoDe} \equiv \text{temFilho}$ ).
- F** – Restrição funcional, ou seja, pode haver no máximo 1 indivíduo relacionado a outro (e.g.,  $\leq 1 \text{ temPai}$ ).
- N** – Restrição numérica (e.g.,  $\geq 2 \text{ temFilho}$ ,  $\geq 3 \text{ temFilho}$ ). Em OWL é definido através das tags *owl:Cardinality* e *owl:MaxCardinality*.

Como demonstrado, todos os modelos de representação apresentados podem apresentar ligação, seja para automatizar o processo de atribuição de semântica, como para estabelecer uma base de dados para atribuição de rótulos aos objetos de uma imagem, como também na definição dos construtos de representação existentes em uma ontologia.

Na seção seguinte realizamos um comparativo entre os modelos de representação estudados. Através deste, torna-se possível visualizar a dependência que pode ser

estabelecida entre os modelos com o objetivo de automatizar determinadas tarefas e reduzir ambigüidades nas descrições.

### 2.3 Comparação entre os modelos de representação visual

Neste capítulo realizamos o estudo de alguns modelos existentes para representação do conhecimento visual. O primeiro modelo estudado foi o de representação de características de baixo nível. Esse tipo de representação carece de uma atribuição de semântica aos dados representados. Por esse motivo, a representação obtida não corresponde aos termos utilizados por humanos na descrição de objetos. É uma representação de fácil automatização visto que trabalha apenas com os *pixels* da imagem extraíndo suas características como cor e localização. Esse processamento, por não trabalhar com termos de alto nível, é geralmente realizado fazendo uso de apenas uma camada de representação.

Apesar da representação de características de baixo nível não oferecer formas de representação de conceitos semânticos, sua utilização é de grande importância na realização de automatização de processos que visam extrair um significado semântico a partir de uma imagem.

Outras formas de representação são as simbólicas ou de alto nível. Estas abordagens permitem representar conceitos semânticos, i.e., informações mais parecidas com as utilizadas pelos seres humanos em um processo de raciocínio. A representação fazendo uso de anotações pode ou não requerer a intervenção do usuário. No entanto, mesmo que o processo esteja automatizado a partir de um determinado momento, inicialmente ele irá requerer a intervenção do usuário para a anotação de imagens que servirão como modelos, os quais serão utilizados como base para futuras anotações. Essa abordagem pode ser implementada em um único nível de representação quando a tarefa de anotação é totalmente manual ou em mais de um nível quando são utilizadas características dos *pixels* da imagem. Sua forma de representação não apresenta uma estrutura definida.

A representação fazendo uso de ontologias e através de lógicas descritivas permite a atribuição de um significado semântico ao que está sendo representado e apresenta uma estrutura bem definida para representação da informação. Da mesma forma que a técnica de anotações, podem ou não requerer a intervenção do usuário, sendo que para que sejam automatizadas requerem uma processamento em mais de um nível de representação.

A tabela 2.1 exhibe o comparativo entre os modelos apresentados.

Tabela 2.1: Comparativo entre os modelos de representação de conhecimento visual.

	Características de baixo nível	Anotação de imagens	Ontologias / Lógica Descritiva
Necessita intervenção do usuário?	Não	Sim. A anotação pode ser feita manualmente como pode ser obtida através de modelos (previamente anotados) e características de baixo nível	Não requer quando trabalha através de mapeamentos automáticos a partir de características de baixo nível
Permite representação semântica?	Não	Sim	Sim
Pode ocorrer ambigüidades na descrição?	Não	Sim. Para evitar que isso ocorra pode ser associada uma ontologia de domínio que guia a descrição.	Não quando utilizada uma ontologia de domínio que defina o vocabulário a ser utilizado.
Requer mapeamento entre níveis de representação para atribuição de semântica?	Não permite atribuição de semântica	Requer quando se deseja automatizar o processo de anotação	Requer quando se deseja automatizar o processo de modelagem
Estrutura de representação	Não definida	Não definida	Estruturado através de conceitos, atributos e valores

### 3 ATENÇÃO VISUAL

Quando olhamos para uma imagem diversas informações visuais chegam até nós. No entanto, nosso cérebro não leva em consideração todas essas informações. Na realidade, filtramos apenas as informações que nos são interessantes e sobre elas realizamos uma análise mais detalhada. Essa tarefa de seleção é chamada de atenção visual.

Atenção visual é um mecanismo que envolve a competição entre diferentes aspectos visuais presentes em uma cena, selecionando áreas mais relevantes em detrimento de outras (MEUR et al., 2006). Esse mecanismo envolve a retina e o córtex cerebral, área onde é realizada a representação simbólica. É um processo semelhante ao de tirar uma foto, onde o fotógrafo define a posição da câmera levando em consideração os objetos de seu interesse, definindo assim um quadro onde apenas as informações importantes para ele estejam contidas; ou semelhante a um holofote que enfatiza informações em uma determinada região enquanto ignora informações presentes nas demais regiões.

O sistema de visão humano atua como um selecionador passivo reconhecendo alguns estímulos e rejeitando outros. A primeira redução de informação ocorre na retina onde os fotoreceptores apenas processam os comprimentos de ondas de luz visíveis pelo olho humano. Esse tipo de seleção de informação é chamado de seleção passiva. A seleção ativa é realizada através de movimentos rápidos dos olhos permitindo pular de uma localização para outra, esse movimento é chamado de *saccade*. O objetivo desse tipo de movimento é fixar uma determinada área do campo de visão para uma inspeção mais apurada. Podemos dizer que a atenção visual é uma ação que envolve processos conscientes e inconscientes no nosso cérebro (SUNDSTEDT et al., 2004).

A seleção ativa é realizada através de dois mecanismos de controle chamados de *bottom-up* e *top-down*. O primeiro é relacionado à atenção involuntária. Esse mecanismo é rápido, involuntário e guiado por estímulos. Um exemplo desse mecanismo ocorre ao visualizarmos uma vela dentro de uma sala escura, esse objeto atrai a nossa atenção automaticamente, sem a realização de um controle proposital da parte do observador sobre o que deve ser visualizado. A atenção, nesse caso, é atraída sem esforço para partes salientes em nosso campo de visão.

A questão de quais características atraem a nossa atenção ainda é um assunto em estudo. Pesquisadores acreditam que as propriedades distintas de um objeto que fazem com que ele se mostre diferente dos seus arredores são as responsáveis pela captura da atenção de nossos olhos, como, por exemplo, contrastes de cores, contrastes de texturas, movimentos, etc. Ou seja, para que um objeto chame a atenção do observador ele deve ser diferente dos demais. Na Figura 3.1 podemos facilmente detectar o objeto de cor vermelha ou o objeto maior entre todos por eles serem diferentes, esse é um exemplo do

mecanismo de controle *bottom-up*, pois não há necessidade de um esforço de nossa parte para identificá-los.

O segundo mecanismo de controle, o *top-down*, se refere à atenção voluntária e está fortemente ligado a tarefa que o observador tem em mente, como, por exemplo, contar o número de objetos em uma cena. Comparado ao mecanismo *bottom-up*, o *top-down* é mais lento.

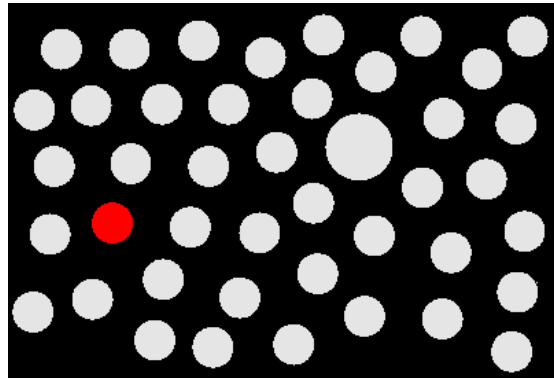


Figura 3.1: Exemplo de aplicação do mecanismo *bottom-up* para detecção de objetos em uma imagem. Objetos que apresentam características diferentes como, por exemplo, cor e tamanho, são automaticamente detectados.

Alguns estudos psicológicos separam o processo de atenção visual em estágio de pré-atenção e estágio de atenção (WOLFE, 2003). No estágio de pré-atenção, características visuais são processadas em paralelo e então é obtida uma representação grosseira do conteúdo visualizado. Nesse estágio, características simples como tamanho, cor e movimento são extraídas. O estágio de atenção extrai uma determinada área dessa representação grosseira para realização de uma análise mais detalhada e então características mais complexas são processadas. Por exemplo, se quisermos descobrir na Figura 3.2 onde estão localizados os números 3 que estão envolvidos horizontalmente por números 5, não necessitamos percorrer cada linha seqüencialmente, pois os números 3 possuem uma cor diferente dos demais e a cor é um atributo que é processado no estágio de pré-atenção. Ou seja, a busca é muito mais rápida, restando para o estágio de atenção analisar em cada região que existe um número 3 quais são seus vizinhos.

1	8	0	9	3	8	2	0	4	8	7	2	4	8	0	4	5	3	5
9	0	8	4	5	2	6	7	4	2	1	2	3	6	1	5	1	2	9
4	1	7	8	0	2	6	1	5	3	5	6	7	4	4	1	2	6	8
7	1	2	7	0	6	9	1	2	7	0	6	4	1	3	0	4	9	2
3	0	9	2	4	5	4	9	5	4	5	3	5	9	0	8	0	2	5

Figura 3.2: Detecção de números 3 envolvidos por números 5. O estágio de pré-atenção permite uma representação grosseira das áreas de interesse, neste caso fazendo uso da cor de cada número para identificar as regiões a serem analisadas. A análise dos vizinhos de cada número 3 é realizada no estágio de atenção.



Um estudo a respeito das características que guiam a nossa atenção pode ser encontrado em (M.WOLFE e HOROWITZ, 2004). Nesse trabalho, é realizado um comparativo demonstrando a certeza com que determinados atributos atraem nossa atenção. Os atributos são separados em classes que definem o grau de certeza de atração da atenção do observador. Por exemplo, a classe “sem dúvida”, onde estão os atributos como cor, movimento, orientação e tamanho, que são utilizados em diversos estudos como formas de focar a atenção do usuário; a classe “prováveis” onde se encontram atributos que precisam da ajuda de outros dados para evitar ambigüidades; a classe “possíveis” para a qual há estudos que demonstram que não somos muito sensíveis a seus atributos, como, por exemplo, a sombra de um objeto que pode nos ajudar a definir outros atributos que guiam nossa atenção como a orientação, convexidade e concavidade, mas não guia a nossa atenção por si só; a classe “casos duvidosos” onde são apresentados atributos não muito convincentes mas ainda possíveis de guiar nossa atenção; e “não prováveis” onde são listados atributos que provavelmente não fazem parte do processo de guiar nossa atenção.

A atenção visual também exerce grande importância na técnica de recuperação de imagens baseado em conteúdo. Uma das abordagens utilizada nessa área é a segmentação da imagem em regiões com cores ou texturas semelhantes e então a comparação das regiões de cada imagem. No entanto, um problema que surge com essa técnica é determinar quais regiões são mais importantes que outras em uma imagem, ou quais regiões atraem o foco do observador, quais apresentam mais informações e portanto são mais interessantes para ele. Atualmente, esse problema é difícil de ser solucionado pois envolve compreensão e interpretação da imagem. A forma mais simples de resolver este problema é permitir que o usuário selecione as regiões de interesse. No entanto, envolver o usuário no processo de recuperação da imagem acaba por tornar essa tarefa pouco útil.

Em (FU, CHI e FENG, 2006) é proposta uma abordagem de análise de imagens guiada por atenção realizada em dois estágios. O objetivo do primeiro estágio é extrair seqüencialmente as áreas mais notáveis que são provavelmente os objetos reais na mente do usuário. Esse objetivo é alcançado através da segmentação de uma miniatura da imagem original. No segundo estágio é utilizada a imagem original para extração detalhada das características dos objetos gerados no primeiro estágio. Esse processo é realizado numa seqüência de objetos ordenados segundo a atenção que eles atraem, sendo que o último objeto é considerado o fundo da imagem.

Segundo o trabalho de Fu e colegas, o que torna um objeto diferente dos demais em uma imagem é o fato de sua região não apresentar grande diferença, o fato de a região que o cerca também não apresentar grande diferença, porém, haver uma notável diferença entre a região do objeto e a região que o cerca.

Na área de computação gráfica a atenção visual pode ser utilizada para identificação de quais áreas em uma cena são mais importantes, atraem mais a atenção do observador. Nos computadores atuais a renderização com alta qualidade de um *frame* com muitos detalhes é uma tarefa que pode levar muitos minutos ou até horas. No entanto, em uma cena em movimento, o olho humano não é capaz de capturar todos os detalhes renderizados. Por esse motivo, torna-se possível concentrar os esforços de renderização com alta qualidade em pontos que atraem mais a atenção do observador, acelerando, conseqüentemente, esse processo (CATER, CHALMERS e WARD, 2003).

Como pode ser visto, a atenção visual é de grande importância em diversas áreas que trabalham com informações visuais. A seleção de informações visuais a serem representadas em um computador, levando em consideração o processo de atenção visual, simula o processo realizado por seres humanos na extração de características de uma cena. Utilizando-se uma representação semelhante à realizada por um ser humano, ou seja, em um nível mais alto de abstração, torna-se mais fácil a aplicação de algoritmos de raciocínios que simulem o processo de interpretação humana de uma imagem. Com esse objetivo, é proposta nesse trabalho uma abordagem para representação de parâmetros visuais voltada para a atenção visual. Os parâmetros a serem representados neste trabalho serão extraídos de imagens do domínio da Petrografia Sedimentar, o qual é explicado no capítulo seguinte.

## **4 DESCRIÇÃO DO DOMÍNIO DE APLICAÇÃO: COMPACTAÇÃO DE RESERVATÓRIOS**

A qualidade de uma rocha como reservatório de petróleo é em sua grande parte determinada pela sua porosidade e permeabilidade. Essas propriedades são estudadas através das análises petrofísica e petrográfica das rochas-reservatório, sendo essa última objeto da Petrografia Sedimentar, subárea da Geologia. A porosidade é construída pelos espaços vazios entre os grãos ou dentro dos grãos de uma rocha, enquanto a permeabilidade é resultado do tamanho dos poros e conexão entre eles que permitem que o petróleo migre no interior da rocha, tanto no processo de geração da acumulação como no de extração econômica desta jazida. Entre os processos que alteram a porosidade e permeabilidade de uma rocha, reduzindo-a ou reforçando-a, destacam-se os processos diagenéticos. Basicamente, são três os processos diagenéticos considerados importantes na modificação da porosidade intergranular: a compactação mecânica, a compactação química e a cimentação. Compactação mecânica é a redução de volume da rocha causada por processos que não resultam na dissolução da estrutura de grãos. É caracterizada pela reorientação e novo empacotamento de grãos, pela fratura local ou clivagem de grãos frágeis, e pela deformação plástica de grãos dúcteis. Também é caracterizada pela redução do volume intergranular e, conseqüentemente, da porosidade. Compactação química é a redução de volume ocasionada pela dissolução da estrutura de grãos nos pontos de contato. Cimentação é a obstrução do volume intergranular pela precipitação de minerais, sem relação direta com a redução do volume, no entanto, resultando na redução da porosidade intergranular. O número de contatos por grão torna-se pequeno quando uma cimentação precoce ocorre.

A compactação de rochas é a grande causa de redução na porosidade e permeabilidade e, conseqüentemente, da qualidade do reservatório. Processos como a compactação mecânica e química (dissolução intergranular por pressão) reduzem irreversivelmente o volume intergranular da rocha. Em contraste, a cimentação obstrui mas não reduz o volume intergranular (HOUSEKNECHT, 1987). Podemos dizer que o volume intergranular de uma rocha é a soma da porosidade intergranular com os cimentos que ocupam o espaço intergranular.

A compactação gerada através do aumento da pressão com o soterramento, define o arranjo espacial dos grãos em uma rocha. Esse arranjo é chamado de empacotamento e é classificado em três tipos: (1) frouxo, (2) normal e (3) apertado.

A compactação aumenta o número de contatos entre os grãos e também altera o tipo de contato existente entre eles. O número de contatos por grão e o tipo de contato é incrementado devido à pressão, conforme a profundidade (TAYLOR, 1950).

Os tipos de contatos, conforme aparecem em uma lâmina de rocha, são classificados como *contatos pontuais*, que aparecem como um ponto; *contatos longos*, que aparecem como uma linha reta; *contatos côncavo-convexos*, que aparecem como uma linha curvada; e *contatos suturados*, que aparecem como interpenetrações mútuas de dois ou mais grãos. Grãos que não possuem contatos na lâmina são denominados *grãos flutuantes*. Esse tipo de grão geralmente ocorre em rochas que sofreram cimentação precoce. Uma ilustração dos tipos de contatos pode ser visualizada na Figura 4.1. Segundo Taylor, grãos flutuantes e contatos pontuais são resultantes do empacotamento original de uma rocha. Contatos longos são resultantes do empacotamento original quando os grãos com contornos retos rolam e se ajustam às bordas de grãos adjacentes como uma resposta à compactação gravitacional ou pequenos movimentos da terra. Também podem ser resultantes da pressão ou da precipitação de cimento. Esse tipo de contato pode representar um estágio de transição entre contatos originalmente pontuais para contatos suturados. Contatos côncavo-convexos e suturados são geralmente resultantes da pressão, sendo esse último resultado de dissoluções intergranulares.

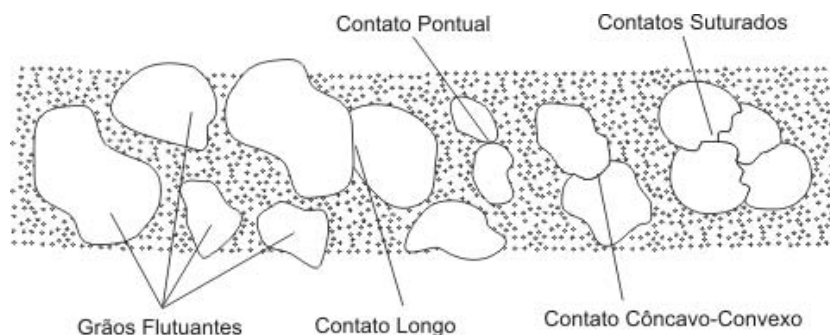


Figura 4.1: Tipos de contatos em uma lâmina de rocha

Uma predominância de contatos côncavo-convexos e suturados e a ausência de grãos flutuantes e contatos pontuais indicam que uma quantidade significativa de dissolução intergranular por pressão ocorreu (HOUSEKNECHT, 1987).

É fácil avaliar o efeito da cimentação na porosidade de rochas porque o volume perdido de poros continua na rocha, é preservado como cimento. A avaliação do efeito da compactação, no entanto, requer referência a um volume assumido anteriormente que foi perdido pela rocha (EHRENBORG, 1995). Esse volume pode ser calculado através da granulometria e seleção da rocha.

A granulometria de uma rocha é a moda dos tamanhos de grãos presentes nela. Conforme o tamanho deles, é atribuída uma designação para a granulometria da rocha (WENTWORTH, 1922), como mostra a Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Classificação da granulometria de uma rocha.

Granulometria	Tamanho do Grão	
	Milímetros	Micrômetros
Grossa	0,500 – 1,000	500 – 1000
Média	0,250 – 0,500	250 – 500
Fina	0,125 – 0,250	125 – 250
Muito Fina	0,062 – 0,125	62 – 125

A seleção de uma rocha diz respeito à variação que ocorre nos tamanhos dos grãos. Quanto mais homogêneo os tamanhos dos grãos da rocha, melhor selecionada ela é. A medida de granulometria realizada em lâmina delgada não permite uma definição de tamanho de grão correspondente à tabela de Wentworth, construída a partir de estudos de sedimentologia em sedimentos não consolidados. Em lâmina, o eixo de corte do mineral pode apresentar medidas de tamanho de grão maiores ou menores do que o mesmo grão medido através da peneira, como consequência do seu formato e da distância do plano de corte em relação ao equador do grão. Mesmo com essa limitação, a tabela de Wentworth é utilizada como uma aproximação em estudos petrográficos, exceto aqueles especialmente focados em estudos de granulometria.

Para o cálculo da seleção da rocha, os geólogos analisam a granulometria, gerando um histograma de suas classes. É considerado então que caso uma única classe de tamanho de grãos apresente 90% ou mais dos grãos presentes na rocha, a seleção dela é classificada como “bem selecionada”. Caso a maioria dos grãos esteja em duas classes contíguas, a seleção é considerada “moderada”. Caso nenhuma das condições anteriores sejam satisfeitas, ou seja, a maioria dos grãos está dividida em três ou mais classes ou em duas classes que não são contíguas, a seleção é classificada como “mal selecionada”.

Através da granulometria e da seleção de uma rocha é possível obter o volume intergranular original dela, antes de sofrer qualquer processo de compactação (BEARD e WEYL, 1973). Esse volume é dado em percentual, como mostra a Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Volume intergranular original da rocha conforme sua granulometria e seleção.

	Grossa	Média	Fina	Muito Fina
Bem selecionada	38,20 %	38,45 %	39,40 %	40,00 %
Moderadamente selecionada	32,85 %	34,55 %	34,10 %	34,35 %
Mal selecionada	28,45 %	31,40 %	30,70 %	32,35 %

Calculando o volume intergranular da rocha em análise, é possível utilizar a Tabela 4.2 para verificar a diferença existente com relação ao volume original dela. É assumido que caso haja uma perda de até 50% do volume intergranular original, a rocha apresenta um empacotamento frouxo, caso a perda seja entre 50% e 70%, o empacotamento é

classificado como normal, e uma perda acima de 70% classifica o empacotamento como apertado.

O grau de compactação de uma rocha pode ser obtido também através do cálculo do *índice de contato*, que realiza a contagem do número de grãos ao qual um determinado grão está em contato. Quanto maior o número de contatos entre os grãos, maior o grau de compactação da rocha (TAYLOR, 1950).

Outra forma de verificar o grau de compactação de uma rocha é analisar o tipo de contato existente entre os grãos. Os tipos de contatos variam em um intervalo contínuo indicando o grau de compactação, passando de pontuais a longos, a côncavo-convexos e a suturados, sendo esta a ordem que representa do menor ao maior grau de compactação, conforme exibido na Figura 4.2.

Na Figura 4.4 e Figura 4.5 são exibidas as transformações gradativas sofridas por uma rocha devido à compactação. Inicialmente (a) a rocha apresenta apenas alguns contatos pontuais, sendo que neste momento ela ainda não sofreu rearranjo de seus grãos. Em (b) a rocha sofre um processo de rearranjo dos grãos, passando a apresentar um maior número de contatos pontuais entre eles. Em (c) a compactação exercida sobre a rocha torna-se maior, nesta etapa começam a surgir contatos pontuais e longos. Em (d) alguns contatos tornam-se côncavo-convexos. Por fim, em (e) alguns grãos sofrem dissolução de seus contornos e passam a apresentar contatos do tipo suturado, atingindo então um grau alto de compactação.



Figura 4.2: Grau de compactação em função do tipo de contato.

Também é possível avaliar o grau de compactação de uma rocha através dos índices de proximidade e de densidade. O *índice de proximidade* é calculado traçando-se uma linha imaginária na lâmina de rocha e verificando o número de contatos do tipo grão-grão existentes. Por exemplo, na Figura 4.3 ao observarmos a linha imaginária traçada sobre os grãos, verificamos que ela cruza nove contatos, indicados pelas setas sobre a linha. Esses contatos são de grãos com grãos e de grãos com outro material, que no caso pode ser um cimento ou um poro, por exemplo. Dentre os nove contatos existentes, temos três contatos do tipo grão-grão, o contato de r1 com r2, de r4 com r5 e de r6 com r7. O cálculo do índice de proximidade (*packing proximity*) é realizado através da seguinte fórmula:

$$P_p = \frac{q}{n} \times 100$$
, onde q = número de contatos do tipo grão-grão e n = número total de contatos.

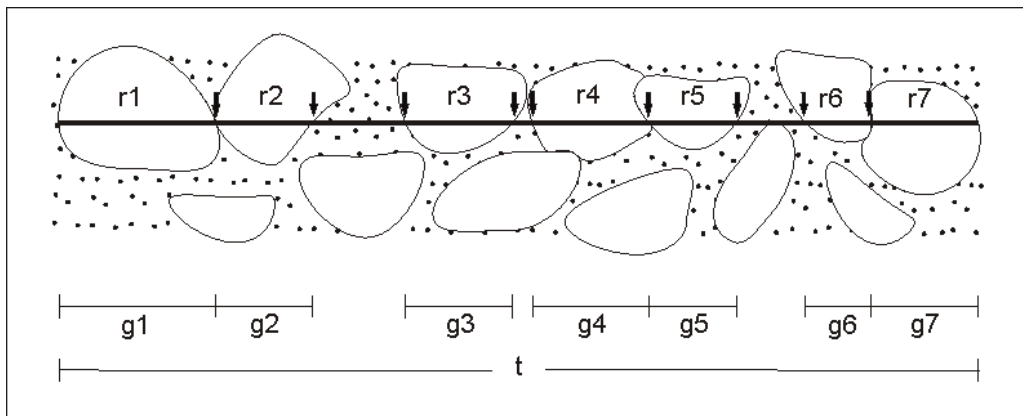


Figura 4.3: Representação da utilização do índice de densidade para cálculo do grau de compactação de uma rocha.

Segundo (NETTO, 1980), o índice de proximidade sugere a seguinte classificação do empacotamento da rocha: caso o índice apresente um valor de até 40%, o empacotamento é classificado como *frouxo*, caso o índice apresente um valor entre 40% e 55%, o empacotamento é classificado como sendo *normal*, e caso o valor do índice de proximidade seja superior a 55%, a rocha apresenta um empacotamento *apertado*.

Portanto, para o nosso exemplo teríamos um índice de proximidade de aproximadamente 33,33%, o qual classificaria o seu empacotamento como “frouxo”.

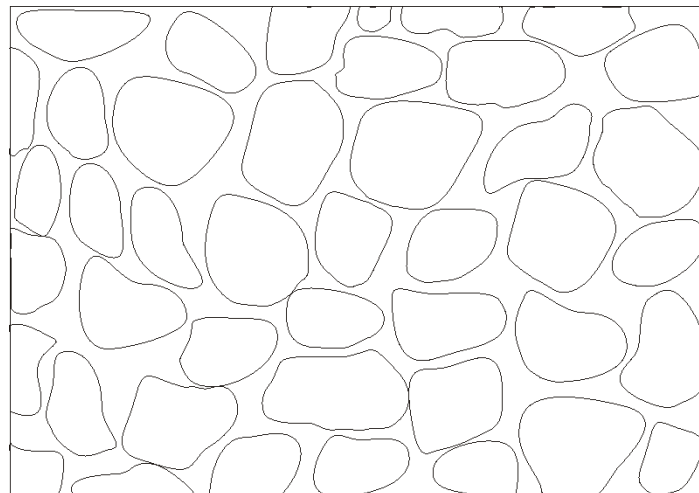
O *índice de densidade* realiza o cálculo do tamanho dos grãos interceptados pela linha imaginária dividido pelo tamanho dessa linha. Na Figura 4.3 é demonstrado o cálculo deste índice. As linhas identificadas por *g1* até *g7* indicam o tamanho da interceptação realizada nos grãos. A linha identificada por *t* representa o tamanho total da linha imaginária.

O cálculo do índice de densidade (*packing density*) é dado pela seguinte fórmula:

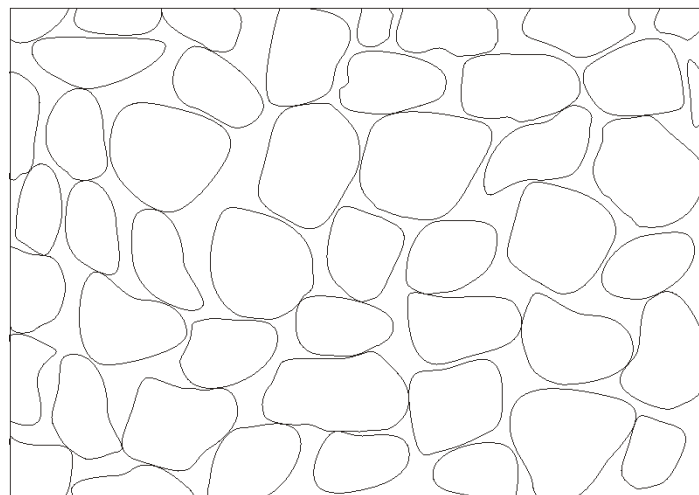
$$P_d = \frac{m \sum_{i=1}^n g_i}{t} \times 100, \text{ onde } m = \text{ termo de correção para combinações de oculares,}$$

objetivas e escalas, *t* = tamanho total da linha imaginária, *g* = valores interceptados, *n* = número total de grãos no percurso.

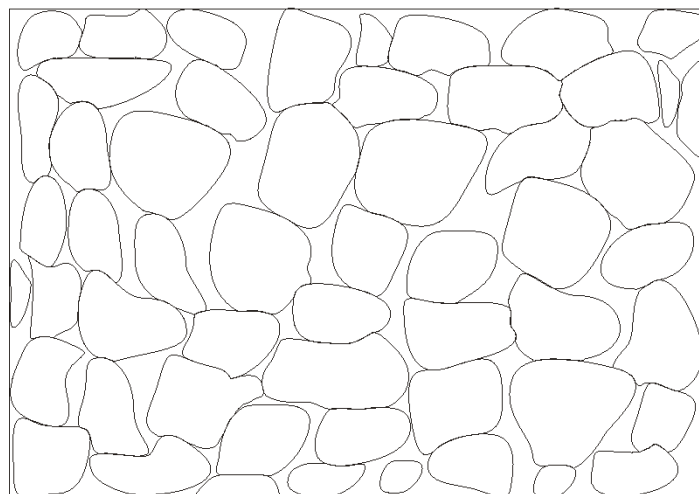
As técnicas citadas acima possibilitam uma estimativa do grau de compactação de uma rocha. No entanto, pode ocorrer de determinadas partes da imagem apresentarem graus de compactação diferentes. Neste caso não podemos atribuir à rocha observada nenhum dos graus de compactação apresentados na Figura 4.2, e sim concluir que a rocha apresenta uma compactação heterogênea.



(a)



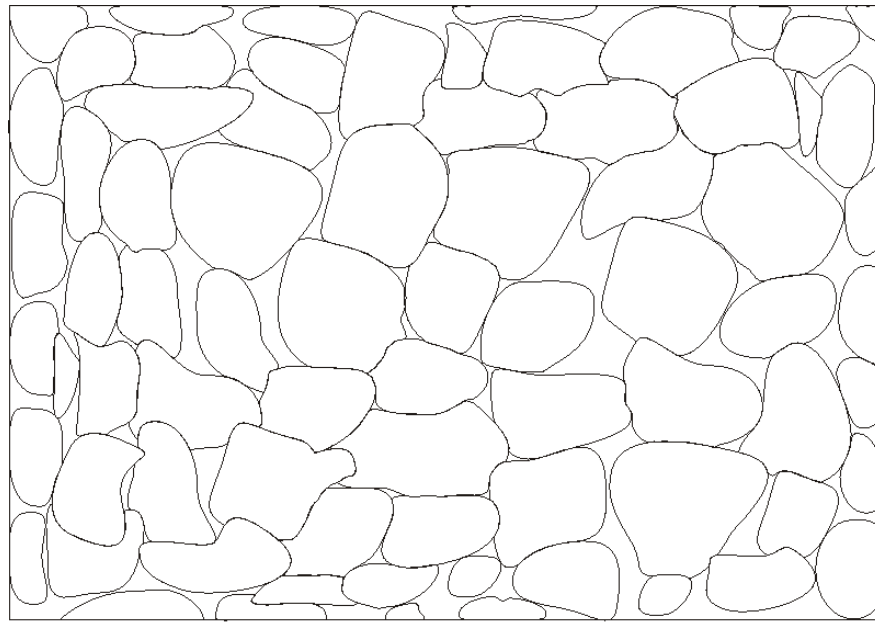
(b)



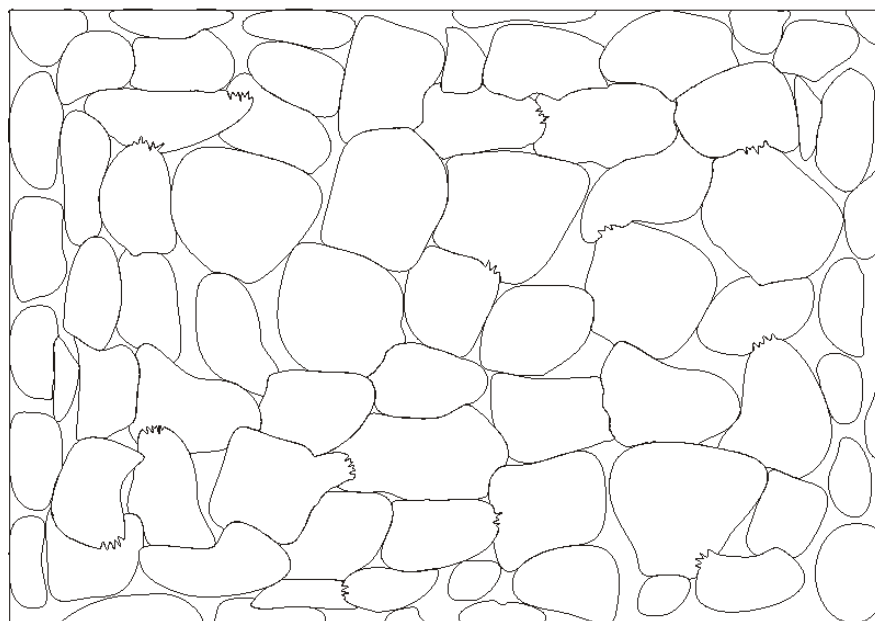
(c)

Figura 4.4: Etapas de transformação de uma rocha por influência da compactação: (a) contatos pontuais entre os grãos, sem rearranjo; (b) contatos pontuais entre os grãos, com rearranjo; (c) contatos pontuais e longos entre os grãos.





(d)



(e)

Figura 4.5: Etapas de transformação de uma rocha por influência da compactação: (d) contatos pontuais, longos e côncavo-convexos entre os grãos; (e) contatos pontuais, longos, côncavo-convexos e suturados entre os grãos.

Neste trabalho é apresentado um modelo de raciocínio utilizado para selecionar e aplicar métodos de avaliação da compactação como suporte à avaliação de qualidade de uma rocha-reservatório. Os aspectos necessários para cálculo do grau de compactação, como, por exemplo, os relacionamentos entre grãos e tipos de contatos existentes, podem ser representados através do uso de uma ontologia de representação. Essa abordagem é utilizada na seção seguinte.

## 5 UMA ABORDAGEM PARA MODELAGEM DE CONHECIMENTO VISUAL

Como explicado no capítulo 3, ao visualizar uma imagem existem determinados objetos que atraem mais a atenção do observador. Esses objetos podem atrair a atenção devido ao contexto em que estão inseridos. A Figura 5.1 é uma cena de divulgação do filme *Velozes e Furiosos*, dependendo do objetivo do observador, o foco de atenção nessa imagem será diferente. Uma pessoa que seja fã dos atores do filme poderia estar interessada em fotos nas quais esses atores apareçam. Nesse caso, ao olhar a figura sua atenção estará voltada para os dois atores presentes na imagem. Pode ocorrer também de o observador ser uma pessoa que tenha interesse por automóveis e, neste caso, ao observar a imagem estaria focando sua atenção nos dois automóveis nela presentes.

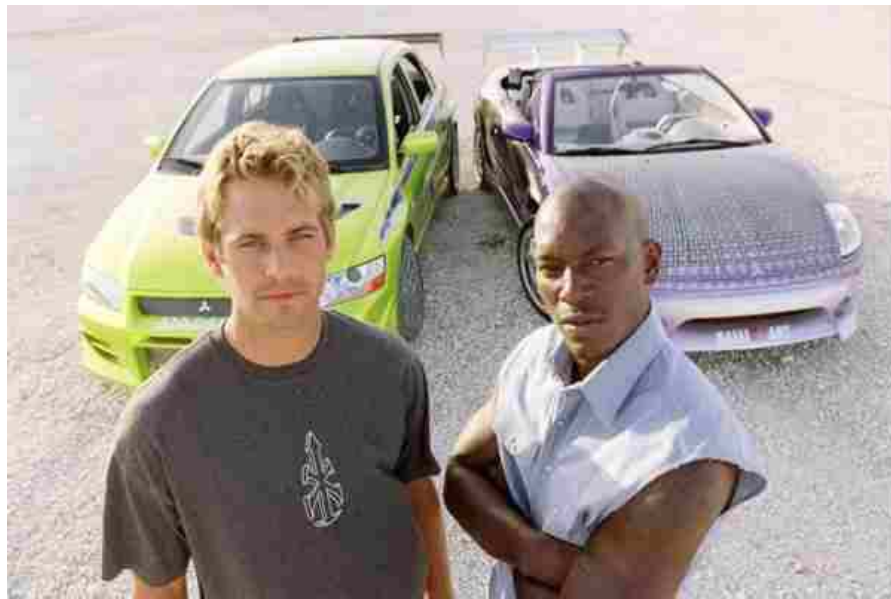


Figura 5.1: Cena de divulgação do filme *Velozes e Furiosos*

Embora a atenção visual de cada observador possa estar direcionada a objetos diferentes, percebemos, nesse exemplo, que tanto os automóveis quanto os atores são os objetos principais da imagem. Se retirarmos esses objetos restará o fundo dela, que neste caso é o solo. O fundo da imagem pode não ser significativo na extração de informações, como é caso do nosso exemplo. Logo, podemos separar os objetos presentes nessa imagem em aqueles que são os principais (atores e automóveis), e aqueles que formam o fundo da imagem (solo). O fundo da imagem pode ser formado

por algo sólido, como no nosso exemplo, e por elementos que no mundo real não são sólidos, como o céu ou o mar.

Para se chegar a essa classificação de elementos, é necessário realizar inicialmente a extração de características de baixo nível da imagem, etapa a qual chamamos de *nível de processamento de imagens*.

## 5.1 Nível de processamento de imagens

No nível de processamento de imagens são extraídas características de difícil interpretação por um ser humano, no entanto, muito simples de serem obtidas por um computador. Para extração das características nessa fase, é necessário que tenhamos além da imagem original, a sua segmentação. A partir da imagem segmentada, consegue-se obter os contornos e suas regiões interiores. Ambos correspondem a uma seqüência de *pixels*. Através deles, obtém-se as áreas que neste nível correspondem ao número de *pixels* das regiões interiores dos contornos. Tendo a posição de cada *pixel* da região interior, pode-se trabalhar com a imagem original a fim de obter os valores RGB dominantes naquela determinada região.

No presente trabalho, não estamos aplicando técnicas automáticas para segmentar imagens devido a complexidade existente em imagens naturais, o que geralmente resulta em uma segmentação sem muita precisão. Essa dificuldade se dá em muitos casos devido à textura irregular existente, o que é muito comum em imagens de lâminas de rochas, onde grãos com superfícies irregulares ao serem segmentados são divididos em mais de um grão. Também pode ocorrer de dois objetos em contato apresentarem o contorno que os separa muito sutil, fazendo com que ao serem segmentados, sejam transformados em um único objeto. Esses problemas envolvidos na segmentação de imagens são demonstrados em (DIÓGENES, HOFF e FERNANDES, 2005). Portanto, este trabalho considera que a imagem segmentada é dada como entrada ao sistema, podendo a segmentação ser realizada de forma manual, e concentra seu foco nas questões relativas aos processos mais abstratos e intensivos em conhecimento da visão cognitiva.

Para representar os objetos da imagem, propomos uma ontologia de representação baseada no trabalho desenvolvido por (HUDELOT, 2005), utilizando alguns de seus conceitos, porém de forma limitada.

As ontologias propostas neste trabalho são definidas baseadas em quatro primitivas de representação genéricas (GRUBER, 1993): *classes*, as quais representam elementos do domínio; *propriedades*, que representam os atributos pertencentes a cada classe; *relações*, que representam possíveis relacionamentos entre duas classes, e *restrições*, as quais são utilizadas na definição de restrições de propriedades para classes, como, por exemplo, restrições de número, restrições existenciais, restrições universais, etc. Essas primitivas são complementadas com o uso de *instâncias*, as quais representam indivíduos do domínio.

Conforme a necessidade de representação desse nível definimos uma classe denominada *Pixel* que possui como atributos *valorX* que corresponde a sua posição no eixo X da imagem, *valorY* correspondendo a posição no eixo Y da imagem e *corRGB*, representando o valor RGB do *pixel*. Também definimos a classe *EntidadeImagem* que possui como atributos *região* que é um conjunto de *Pixel* conectados que apresentam propriedades comuns, *borda* que é um conjunto de *Pixel* representando uma transição

na imagem, *área* que corresponde ao número total de elementos que formam o atributo *região*, e *rgbDominante* que corresponde ao valor RGB que mais aparece entre os elementos pertencentes ao atributo *região*. Além desses atributos, cada *EntidadeImagem* possui o atributo *id* que representa o identificador único para aquele elemento.

A modelagem das classes existentes neste nível pode ser visualizada na Figura 5.2, onde é utilizada a linguagem CML (Conceptual Modeling Language) da metodologia CommonKADS (SCHREIBER et al., 2000). Nessa linguagem a palavra-chave *Concept* é utilizada para definir classes.

```

CONCEPT Pixel;
  ATTRIBUTES:
    valorX: INTEGER;
    valorY: INTEGER;
    corRGB: INTEGER;
END CONCEPT Pixel;

CONCEPT EntidadeImagem;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    região: Set-of Pixel;
    borda: Set-of Pixel;
    área: INTEGER;
    rgbDominante: INTEGER;
END CONCEPT EntidadeImagem;

```

Figura 5.2: Descrição das classes do nível de processamento de imagens utilizando CML.

A partir das informações obtidas no nível de processamento de imagens, pode-se realizar o mapeamento para um nível mais alto de abstração, a este nível atribuímos o nome de *nível visual*.

## 5.2 Nível Visual

No nível visual é realizada a classificação dos elementos existentes na imagem em objetos principais, fundo e contorno, sendo que o fundo é formado por poros e não-poros. Além dessa classificação, também são representados neste nível os relacionamentos existentes na imagem.

Cada contorno possui uma relação com o elemento que se encontra em seu interior, elemento ao qual o contorno envolve. Pode parecer que não faz muito sentido termos um contorno envolvendo um poro, o que é permitido de ser descrito em nosso nível visual. No entanto, em determinados domínios podemos ter casos como esse, onde temos o contorno de um objeto sem termos mais a existência desse objeto, como por exemplo, um mineral que foi dissolvido, porém mantém um contorno distinguível na imagem, que no caso passa a ser substituído por um poro. Essa situação ocorre no domínio da Petrografia Sedimentar em estudo. Ao visualizarmos uma imagem de lâmina de rocha, podemos notar nela a presença de grãos de determinados minerais, espaços vazios entre esses grãos, denominados de poros, e espaços entre os grãos preenchidos por cimento. Pode ocorrer de um grão sofrer dissolução de seu conteúdo interno e seu contorno continuar existindo, como exibido na Figura 5.3.

Cada contorno existente pode apresentar uma relação de topologia com os demais. Segundo o modelo RCC-8 (*Region Connection Calculus*) (RANDELL, CUI e COHN, 1992), são definidos 8 tipos de possíveis relacionamentos topológicos, conforme demonstrado na Tabela 5.1.

As relações topológicas podem ser informadas manualmente ou extraídas automaticamente da imagem. Uma das formas de extrair automaticamente as relações topológicas existentes entre os contornos dos elementos da imagem é através de representações que permitam a modelagem dos segmentos que formam todos os contornos presentes, além dos contatos existentes entre eles. Uma abordagem para realização desse tipo de modelagem é a *Generalized Map* (G-Map) (LIENHARDT, 1991) descrita na seção 2.1. Essa abordagem trabalha através da representação de objetos abstratos, denominados *darts*, que representam pontos de ligação dentro do contorno de um objeto e entre o contorno deste objeto com os demais. As ligações existentes entre os *darts* são denominadas *involutions*. Através do tipo de *involution* utilizado por um *dart* para conexão com outro, é possível determinar se essa conexão está formando o contorno do próprio objeto, ou é uma conexão com o contorno de um objeto distinto. Fazendo uso deste tipo de representação, a obtenção de objetos em contato com outros é rápida e fácil de ser obtida. No entanto, necessitamos um maior processamento durante a modelagem, onde devem ser identificados os *darts* na imagem segmentada e suas formas de ligação. Em nosso trabalho assumimos que o usuário define as relações de topologia existente entre os contornos de forma manual.

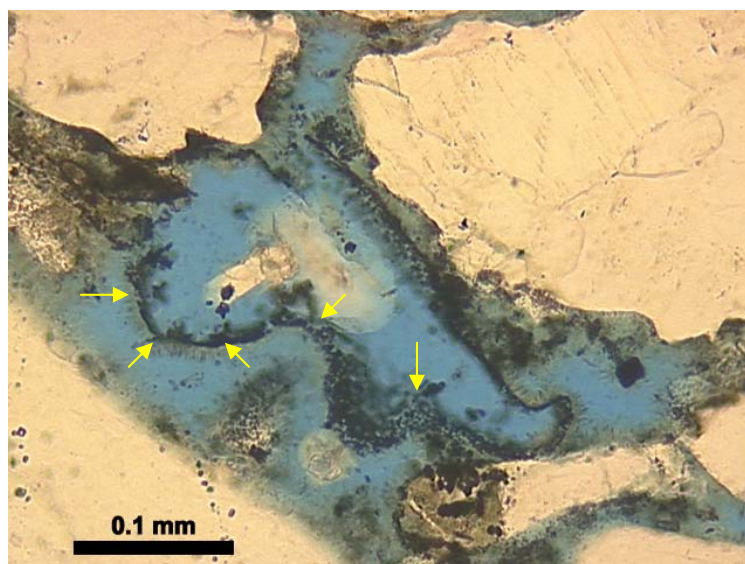










Figura 5.3: Exemplo de rocha onde um grão sofreu um processo de dissolução sendo substituído por poro, no entanto, sua borda (setas) continua visível.

Tabela 5.1: Relações RCC-8, seus significados e suas representações gráficas.

Relação RCC-8	Significado	Representação gráfica
DC(X,Y)	X desconectado de Y	
EC(X,Y)	X externamente conectado a Y	
EQ(X,Y)	X igual a Y	
PO(X,Y)	X sobrepondo-se parcialmente a Y	
TPP(X,Y)	X tangenciando parte própria de Y	
TPP-1(X,Y)	Y tangenciando parte própria de X	
NTPP(X,Y)	X não tangenciando parte própria de Y	
NTPP-1(X,Y)	Y não tangenciando parte própria de X	

Além de relações topológicas e de conteúdo interior, os contornos também apresentam relações de tipo de contato, que dizem respeito ao formato do contorno no ponto de contato com outro. Por exemplo, pode-se ter um formato suturado de contato, como também se pode ter apenas um contato pontual entre os contornos. Essas relações possibilitam, para imagens de lâminas de rochas, a aplicação de técnicas para extração do grau de compactação e outras propriedades dos grãos.

Com a finalidade de estabelecer um meio para representar as informações do nível visual, propomos uma ontologia de representação que permite modelar os aspectos voltados à atenção visual, presentes na imagem que está sendo observada.

Conforme as necessidades de representação apresentadas nesse nível, propomos seis classes em nossa ontologia de representação:

- *Contorno*: Contorno dos objetos principais existentes na imagem.
- *Seção*: Objetos principais existentes na imagem.
- *Interstício*: Fundo da imagem, ou seja, elemento que envolve os objetos principais.
- *Poros*: Uma parte de *Interstício*, que serve para representar elementos que no mundo real não são sólidos.
- *NãoPoros*: Uma parte de *Interstício*, que serve para representar elementos que no mundo real são sólidos.
- *Imagem*: Agregação de todos os elementos que formam a imagem (Contorno, Seção e Interstício).

Além das classes, também propomos três tipos de relações:

- *Topologia*: Relação de topologia existente entre dois *Contornos*. Essa relação é especializada em 8 sub-relações que representam o modelo RCC-8:

*Desconectado, ExternamenteConectado, Igual, SobrepondoParcialmente, TangenciandoPartePropria, NãoTangenciandoPartePrópria, possuiPartePrópriaTangenciada e nãoPossuiPartePrópriaTangenciada.*

- *Contato*: Relação de contato existente entre dois *Contornos*. Essa relação é especializada em 4 sub-relações: *Pontual, Longo, Côncavo-Convexo e Soturado*,
- *ConteúdoInterior*: Relação que estabelece o conteúdo interior de um *Contorno*. O conteúdo interior pode ser uma instância de *Poros, NãoPoros* ou *Seção*.

Os especialistas em domínios visuais reconhecem os objetos significantes em uma imagem baseados em pequenas combinações de padrões que ativam pacotes cognitivos em suas mentes (ABEL et al., 2004). Portanto, para realizar o mapeamento para a ontologia proposta acima, são estipuladas quais características um objeto deve apresentar para que seja mapeado para uma determinada classe. Em nosso domínio de aplicação sabemos, que os grãos de uma rocha são os objetos principais existentes na imagem e é fato que a maioria dos grãos de uma rocha apresentam formato arredondado, ou seja, elementos que representam grãos são na maioria das vezes convexos. Logo, os espaços existentes entre esses grãos apresentam um formato côncavo. Também é sabido que os poros numa imagem de lâmina de rocha apresentam a coloração azulada, isso se deve ao fato de ser aplicada uma substância para coloração dos poros antes da imagem ser visualizada em um microscópio. Já o cimento não apresenta coloração azulada, porém, tanto poros como cimento, por estarem entre os grãos, possuem geralmente formato dominante côncavo. Esses dois elementos formam o fundo da imagem. A identificação de poros apenas levando em consideração a cor, pode ser falha em várias situações, pois a coloração destes elementos pode mudar dependendo da confecção da lâmina, bem como, da qualidade da captura da foto.

Dadas as características necessárias para identificação dos objetos, verificamos que, neste nível, é necessário que tenhamos como atributos para classificação o *formato dominante* e a *cor*. Outros atributos são propostos devido ao domínio de aplicação, porém não são utilizados nos métodos de classificação dos elementos. Esses atributos são o *número de contatos* de cada contorno, a *área* de cada objeto principal e do fundo, o tamanho do *eixo maior* de cada objeto principal e a *unidade de medida* utilizada para os atributos área e eixo maior. Em nosso domínio de aplicação, o tamanho do eixo maior de cada objeto principal (grão) permite descobrir a granulometria da rocha.

Além dos atributos citados acima, cada elemento desse nível apresenta um *identificador único*.

Na Figura 5.4 é exibida a modelagem das classes propostas neste nível, fazendo uso da linguagem CML. As classes propostas fazem uso de tipos de dados que apresentam valores pré-determinados, como mostrado na Figura 5.5. Para facilitar a compreensão dos relacionamentos existentes entre as classes deste nível, é exibido um diagrama UML na Figura 5.6.

```

CONCEPT Imagem;
  HAS-PARTS:
    Interstício, Seção, Contorno;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
END CONCEPT Imagem;

CONCEPT Interstício;
  HAS-PARTS:
    Poro, NãoPoro;
  PART-OF: Imagem;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    área: INTEGER;
    unidadeMedida: umedida-type-value;
END CONCEPT Interstício;

CONCEPT Poro;
  PART-OF: Interstício;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    área: INTEGER;
    cor: cor-type-value;
    unidadeMedida: umedida-type-value;
END CONCEPT Poro;

CONCEPT NãoPoro;
  PART-OF: Interstício;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    área: INTEGER;
    cor: cor-type-value;
    unidadeMedida: umedida-type-value;
END CONCEPT NãoPoro;

CONCEPT Seção;
  PART-OF: Imagem;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    área: INTEGER;
    cor: cor-type-value;
    eixoMaior: INTEGER;
    unidadeMedida: umedida-type-value;
END CONCEPT Seção;

CONCEPT Contorno;
  PART-OF: Imagem;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    formatoDominante: formato-type-value;
    númeroContatos: INTEGER;
END CONCEPT Contorno;

```

Figura 5.4: Descrição das classes do nível visual utilizando CML.

```

VALUE-TYPE cor-type-value;
  TYPE: NOMINAL;
  VALUE-LIST: {cores definidas no
dicionário ISCC-NBS}
END VALUE-TYPE cor-type-value;

VALUE-TYPE umedida-type-value;
  TYPE: NOMINAL;
  VALUE-LIST: {metro, decimetro, centimetro,
milimetro, micrometro, nanometro,
picometro, femtometro, attometro,
zeptometro, yoctometro}
END VALUE-TYPE umedida-type-value;

VALUE-TYPE formato-type-value;
  TYPE: NOMINAL;
  VALUE-LIST: {côncavo, convexo}
END VALUE-TYPE formato-type-value;

```

Figura 5.5: Descrição dos tipos de valores utilizados pelas classes do nível visual.



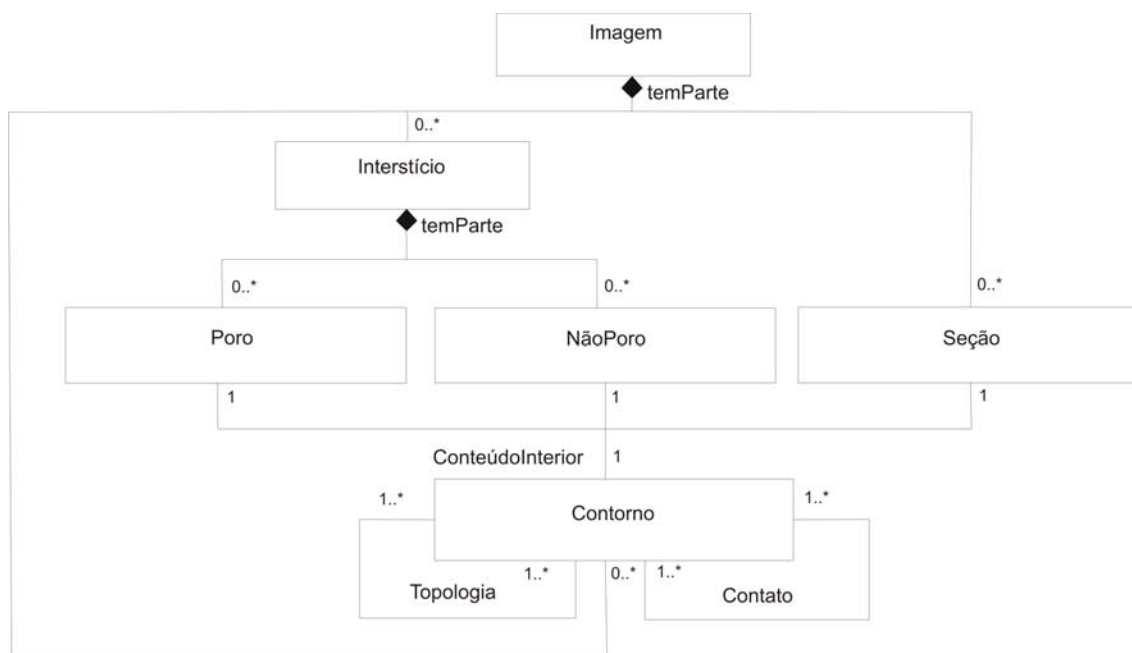


Figura 5.6: Diagrama UML das classes pertencentes ao nível visual.

Na ontologia exibida na Figura 5.4, a propriedade *formatoDominante* da classe *Contorno*, pode assumir os valores “*Côncavo*” e “*Convexo*”. A propriedade *númeroContatos* representa o número de contatos que o *Contorno* possui com outros *Contornos*. É definida a classe *Interstício* que é formada pela união de classes *Poro* e *NãoPoro*, e a classe *Imagem* formada pela união das classes *Seção*, *Interstício* e *Contorno*. O atributo *cor* das classes *Seção*, *Poro* e *NãoPoro* assume valores definidos no dicionário de cores da ISCC-NBS<sup>1</sup> (Inter-Society Color Council – National Bureau of Standards), o mesmo dicionário utilizado pela ontologia proposta em (MAILLOT, 2005). Todas as propriedades definidas são funcionais, o que significa que podem ocorrer uma única vez para cada classe.

As relações existentes neste nível são modeladas utilizando CML conforme a Figura 5.7. Na Figura 5.8 podemos visualizar a representação das mesmas relações através de um diagrama UML.

<sup>1</sup> <http://tx4.us/nbs-iscc.htm>

```

BINARY-RELATION ConteúdoInterior;
  ARGUMENT-1: Contorno;
  CARDINALITY: 1;
  ARGUMENT-2: Seção | Poro |
              NãoPoros;
  CARDINALITY: 1;
END BINARY-RELATION ConteúdoInterior;

BINARY-RELATION Contato;
  ARGUMENT-1: Contorno;
  CARDINALITY: 1+;
  ARGUMENT-2: Contorno;
  CARDINALITY: 1+;
  SYMMETRIC;
END BINARY-RELATION Contato;

BINARY-RELATION Pontual;
  SUB-TYPE-OF: Contato;
END BINARY-RELATION Pontual;

BINARY-RELATION Longo;
  SUB-TYPE-OF: Contato;
END BINARY-RELATION Longo;

BINARY-RELATION Côncavo-Convexo;
  SUB-TYPE-OF: Contato;
END BINARY-RELATION Côncave-Convexo;

BINARY-RELATION Suturado;
  SUB-TYPE-OF: Contato;
END BINARY-RELATION Suturado;

BINARY-RELATION Topologia;
  ARGUMENT-1: Contorno;
  CARDINALITY: 1+;
  ARGUMENT-2: Contorno;
  CARDINALITY: 1+;
END BINARY-RELATION Topologia;

BINARY-RELATION Desconectado;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  SYMMETRIC;
END BINARY-RELATION Desconectado;

BINARY-RELATION Igual;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  SYMMETRIC;
END BINARY-RELATION Igual;

BINARY-RELATION ExternamenteConectado;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  SYMMETRIC;
END BINARY-RELATION ExternamenteConectado;

BINARY-RELATION SobrepondoParcialmente;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
END BINARY-RELATION SobrepondoParcialmente;

BINARY-RELATION TangenciandoPartePrópria;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  INVERSE: possuiPartePrópriaTangenciada;
END BINARY-RELATION TangenciandoPartePrópria;

BINARY-RELATION NãoTangenciandoPartePrópria;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  INVERSE: PossuiPartePrópriaNãoTangenciada;
END BINARY-RELATION NãoTangenciandoPartePrópria;

BINARY-RELATION PossuiPartePrópriaTangenciada;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  INVERSE: TangenciandoPartePrópria;
END BINARY-RELATION PossuiPartePrópriaTangenciada;

BINARY-RELATION PossuiPartePrópriaNãoTangenciada;
  SUB-TYPE-OF: Topologia;
  INVERSE: NãoTangenciandoPartePrópria;
END BINARY-RELATION
      PossuiPartePrópriaNãoTangenciada;

```

Figura 5.7: Descrição das relações do nível visual utilizando CML.

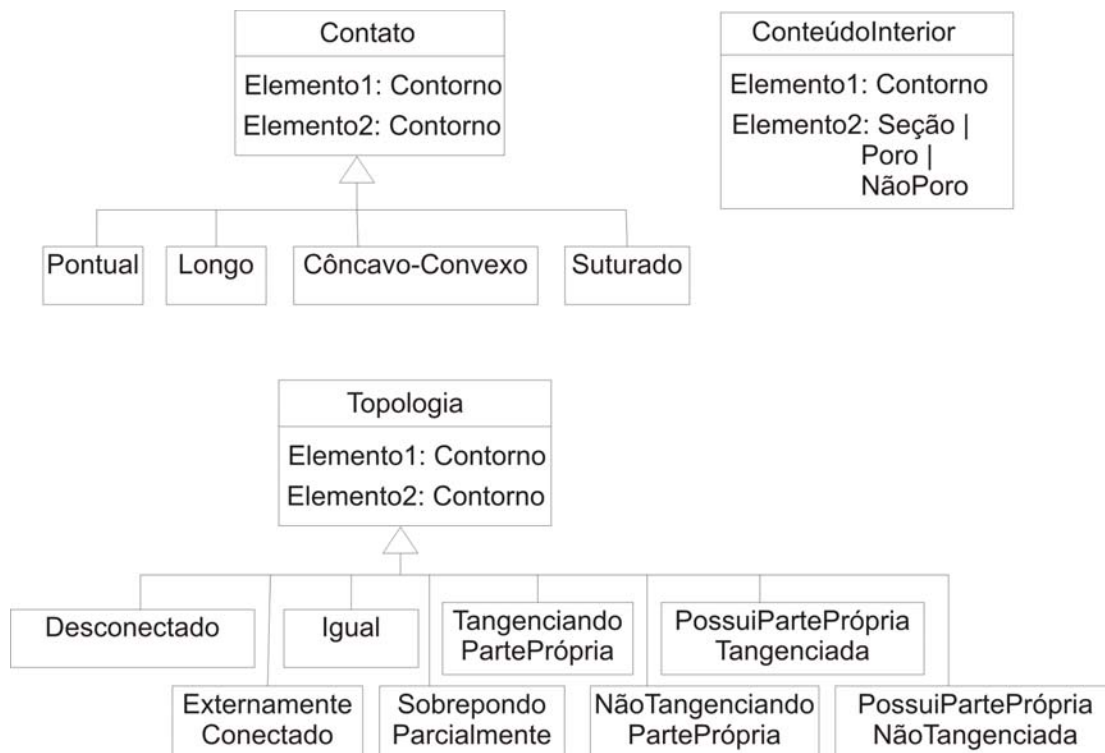


Figura 5.8: Diagrama UML das relações pertencentes ao nível visual.

Para exemplificar a utilização da ontologia proposta no nível visual, realizamos a modelagem de alguns elementos presentes na Figura 5.9, cujos contornos dos grãos foram enfatizados manualmente. A modelagem de instâncias de classes na linguagem CML faz uso da palavra-chave *instance*, enquanto que para a modelagem de relações é utilizada a palavra-chave *tuple*.



Figura 5.9: Presença de Grãos e poros em uma lâmina de rocha.

Inicialmente, modelamos os grãos presentes na amostra de rocha. Esses grãos são os elementos principais na imagem, os que mais chamam nossa atenção, devendo ser modelados como *Seções*. Para cada indivíduo do tipo *Seção* modelado, são informados os atributos *cor*, *área*, *eixoMaior* e *unidadeMedida*. A cor de todos os grãos presentes nessa imagem é a mesma, segundo o dicionário de cores utilizado, *Very Light Bluish Green*. A unidade de medida utilizada para definição da área ocupada por cada grão e seu eixo maior é *milimetro* (mm). O valor do atributo *área* e *eixoMaior* de cada grão varia. A modelagem destes grãos pode ser vista na Figura 5.10.

<pre> <b>INSTANCE g1;</b>   <b>INSTANCE-OF: Seção;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 1;     área: 0.0207;     cor: "Very Light Bluish Green";     eixoMaior: 0.250;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END_INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE g2;</b>   <b>INSTANCE-OF: Seção;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 2;     área: 0.0408;     cor: "Very Light Bluish Green";     eixoMaior: 0.300;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END_INSTANCE</b> </pre>
<pre> <b>INSTANCE g3;</b>   <b>INSTANCE-OF: Seção;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 3;     área: 0.0375;     cor: "Very Light Bluish Green";     eixoMaior: 0.200;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END_INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE g4;</b>   <b>INSTANCE-OF: Seção;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 4;     área: 0.0194;     cor: "Very Light Bluish Green";     eixoMaior: 0.275;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END_INSTANCE</b> </pre>
<pre> <b>INSTANCE g5;</b>   <b>INSTANCE-OF: Seção;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 5;     área: 0.0054;     cor: "Very Light Bluish Green";     eixoMaior: 0.075;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END_INSTANCE</b> </pre>	

Figura 5.10: Modelagem utilizando a ontologia proposta dos grãos existentes em uma imagem de lâmina de rocha.

Após a modelagem dos grãos, realizamos a modelagem de todos os poros e não-poros presentes na imagem de lâmina de rocha. Em nosso exemplo, existem apenas

poros na imagem, que estão sendo identificados pelos números 6, 7, 8 e 9. Cada indivíduo *Poros* é modelado apresentando os atributos *cor*, *área* e *unidadeMedida*, como pode ser visto na Figura 5.11.

<pre> <b>INSTANCE p6;</b>   <b>INSTANCE-OF: Poros;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 6;     cor: "Strong Purplish Blue";     área: 0.0124;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE p7;</b>   <b>INSTANCE-OF: Poros;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 7;     cor: "Strong Purplish Blue";     área: 0.0186;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END INSTANCE</b> </pre>
<pre> <b>INSTANCE p8;</b>   <b>INSTANCE-OF: Poros;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 8;     cor: "Strong Purplish Blue";     área: 0.0067;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE p9;</b>   <b>INSTANCE-OF: Poros;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 9;     cor: "Moderate Blue";     área: 0.0023;     unidadeMedida: "milimetro"; <b>END INSTANCE</b> </pre>

Figura 5.11: Modelagem utilizando a ontologia proposta dos poros existentes em uma imagem de lâmina de rocha.

Na Figura 5.12 é exibida a modelagem dos contornos de cada grão, fazendo uso para isso das classes *Contorno*. Cada *Contorno* possui como atributos o seu formato dominante e o número de contatos que realiza com outros *Contornos*. Além dos atributos, cada *Contorno* apresenta como relações topológicas, em nosso exemplo, relações do tipo externamente conectado, relações de contato do tipo pontual e longo, e relações de conteúdo interior com indivíduos da classe *Seção*.

As relações topológicas são exibidas na Figura 5.13 e as relações de contato na Figura 5.14. Ambas as relações, para este exemplo, são simétricas, o que significa que caso o *Contorno* “c1” apresente alguma relação com o *Contorno* “c2”, a mesma relação deverá existir de “c2” para “c1”. No exemplo de modelagem aqui apresentado, estamos modelando uma única vez os relacionamentos existentes entre dois *Contornos*. Fica implícito que a relação se dá em ambos os sentidos.

<pre> <b>INSTANCE c1;</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> Contorno;   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 10;     fomatoDominante: "Convexo";     númeroContatos: 1; <b>END INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE c2;</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> Contorno;   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 11;     formatoDominante: "Convexo";     númeroContatos: 4; <b>END INSTANCE</b> </pre>
<pre> <b>INSTANCE c3;</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> Contorno;   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 12;     formatoDominante: "Convexo";     númeroContatos: 1; <b>END INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE c4;</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> Contorno;   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 13;     formatoDominante: "Convexo";     númeroContatos: 1; <b>END INSTANCE</b> </pre>
<pre> <b>INSTANCE c5;</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> Contorno;   <b>ATTRIBUTES:</b>     id: 14;     formatoDominante: "Convex";     númeroContatos: 1; <b>END INSTANCE</b> </pre>	

Figura 5.12: Modelagem utilizando a ontologia proposta dos contornos existentes em uma imagem de lâmina de rocha.

<pre> <b>TUPLE</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> ExternamenteConectado;   <b>Argument-1:</b> c1;   <b>Argument-2:</b> c2; <b>END TUPLE</b> </pre>	<pre> <b>TUPLE</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> ExternamenteConectado;   <b>Argument-1:</b> c2;   <b>Argument-2:</b> c3; <b>END TUPLE</b> </pre>
<pre> <b>TUPLE</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> ExternamenteConectado;   <b>Argument-1:</b> c2;   <b>Argument-2:</b> c4; <b>END TUPLE</b> </pre>	<pre> <b>TUPLE</b>   <b>INSTANCE-OF:</b> ExternamenteConectado;   <b>Argument-1:</b> c2;   <b>Argument-2:</b> c5; <b>END TUPLE</b> </pre>

Figura 5.13: Modelagem utilizando a ontologia proposta das relações topológicas existentes entre os contornos de grãos em uma imagem de lâmina de rocha.

<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: Pontual;   Argument-1: c1;   Argument-2: c2; END TUPLE </pre>	<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: Longo;   Argument-1: c2;   Argument-2: c3; END TUPLE </pre>
<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: Pontual;   Argument-1: c2;   Argument-2: c4; END TUPLE </pre>	<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: Pontual;   Argument-1: c2;   Argument-2: c5; END TUPLE </pre>

Figura 5.14: Modelagem utilizando a ontologia proposta das relações de contato existentes entre os contornos de grãos em uma imagem de lâmina de rocha.

Na Figura 5.15 é apresentada a modelagem das relações de conteúdo interior referentes a cada indivíduo *Contorno* existente em nossa ontologia.

<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: ConteúdoInterior;   Argument-1: c1;   Argument-2: g1; END TUPLE </pre>	<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: ConteúdoInterior;   Argument-1: c2;   Argument-2: g2; END TUPLE </pre>
<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: ConteúdoInterior;   Argument-1: c3;   Argument-2: g3; END TUPLE </pre>	<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: ConteúdoInterior;   Argument-1: c4;   Argument-2: g4; END TUPLE </pre>
<pre> TUPLE   INSTANCE-OF: ConteúdoInterior;   Argument-1: c5;   Argument-2: g5; END TUPLE </pre>	

Figura 5.15: Modelagem utilizando a ontologia proposta das relações de conteúdo interior estabelecidas pelos contornos de grãos em uma imagem de lâmina de rocha.

Por fim, tendo os indivíduos das classes *Poro*, *NãoPoro* e *Seção* modelados, podemos descrever os elementos que representam agregações dos demais, como é o caso da classe *Interstício*, onde o atributo *área* representa a soma das áreas dos indivíduos *Poro* e *NãoPoro* que o formam, e a classe *Imagem*, como mostrado na Figura 5.16.

<pre> <b>INSTANCE in1;</b>   <b>INSTANCE-OF: Interstício;</b>   <b>HAS-PARTS: p6; p7; p8; p9;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     <b>id: 15;</b>     <b>área: 0.04;</b>     <b>unidadeMedida: "milimetro";</b> <b>END INSTANCE</b> </pre>	<pre> <b>INSTANCE im1;</b>   <b>INSTANCE-OF: Imagem;</b>   <b>HAS-PARTS: in1; g1; g2; g3; g4; g5;</b>     <b>c1; c2; c3; c4; c5;</b>   <b>ATTRIBUTES:</b>     <b>id: 16;</b> <b>END INSTANCE</b> </pre>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Figura 5.16: Modelagem utilizando a ontologia proposta do interstício presente em uma imagem de lâmina de rocha e da imagem como um todo.

### 5.3 Nível semântico

Como último nível temos o *nível semântico*, onde está representado o conhecimento específico do domínio, no caso, os elementos da área de Petrografia Sedimentar. Nesse nível temos a classe *amostra* que representa a imagem de lâmina de rocha que está sendo observada. Os elementos que formam uma amostra são os *grãos*, *interstício* e *contornos*. O interstício é formado pelo material existente entre os grãos, portanto é formado por *poros* e *cimento*.

Os elementos Interstício, Cimento, Poro, Grão e Contorno apresentam como atributos os mesmos existentes nas classes que os representam no nível visual, Interstício, NãoPoro, Poro, Seção e Contorno, respectivamente. A amostra apresenta como atributo o seu grau de compactação, que pode assumir os valores “Frouxo”, “Normal” ou “Apertado”. Na figura Figura 5.17 é exibido o diagrama UML das classes existentes no nível semântico e seus relacionamento. As modelagens das classes presentes com os atributos e dos tipos de dados pré-definidos podem ser visualizadas na Figura 5.18 e na Figura 5.19.

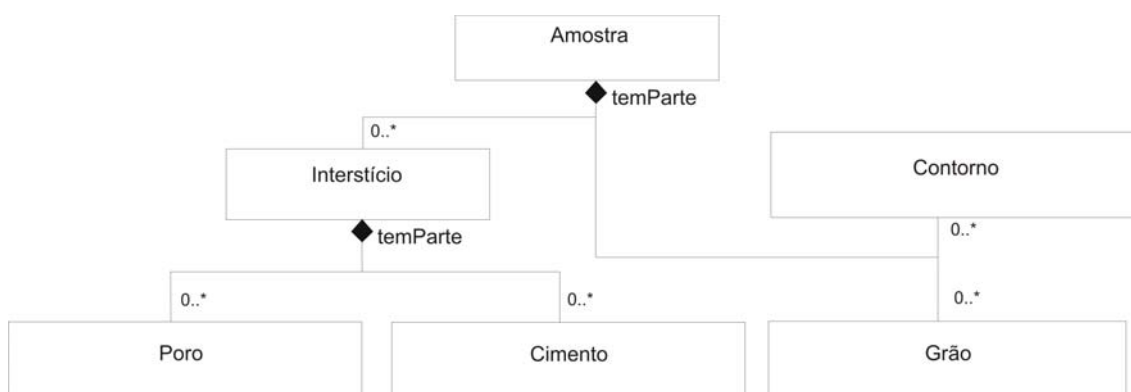


Figura 5.17: Diagrama UML das classes pertencentes ao nível semântico.



```

CONCEPT Amostra;
  HAS-PARTS:
    Intersticio, Grao, Contorno;
  ATTRIBUTES:
    Id: INTEGER;
    grauCompactacao:compactacao-type-value;
END CONCEPT Amostra;

CONCEPT Intersticio;
  HAS-PARTS:
    Poro, Cimento;
  PART-OF: Amostra;
  ATTRIBUTES:
    area: INTEGER;
END CONCEPT Intersticio;

CONCEPT Poro;
  PART-OF: Intersticio;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    area: INTEGER;
    cor: cor-type-value;
    unidadeMedida: uMedida-type-value;
END CONCEPT Poro;

CONCEPT Cimento;
  PART-OF: Intersticio;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    area: INTEGER;
    cor: cor-type-value;
    unidadeMedida: uMedida-type-value;
END CONCEPT Cimento;

CONCEPT Grao;
  PART-OF: Amostra;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    area: INTEGER;
    cor: cor-type-value;
    eixoMaior: INTEGER;
    unidadeMedida: uMedida-type-value;
END CONCEPT Grao;

CONCEPT Contorno;
  PART-OF: Amostra;
  ATTRIBUTES:
    id: INTEGER;
    formatoDominante: formato-type-value;
    numeroContatos: INTEGER;
END CONCEPT Contorno;

```

Figura 5.18: Modelagem utilizando a ontologia das classes presentes no nível semântico.

<pre> VALUE-TYPE cor-type-value;   TYPE: NOMINAL;   VALUE-LIST: {cores definidas no dicionário ISCC-NBS} END VALUE-TYPE color-type-value;  VALUE-TYPE formato-type-value;   TYPE: NOMINAL;   VALUE-LIST: {côncavo, convexo} END VALUE-TYPE formato-type-value; </pre>	<pre> VALUE-TYPE umedida-type-value;   TYPE: NOMINAL;   VALUE-LIST:{metro, decimetro, centimetro, milimetro, micrometro, nanometro, picometro, femtometro, attometro, zeptometro, yoctometro} END VALUE-TYPE umedida-type-value;  VALUE-TYPE compactacao-type-value;   TYPE: NOMINAL;   VALUE-LIST: {Frouxo, Normal, Apertado} END VALUE-TYPE compactacao-type-value; </pre>
-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Figura 5.19: Descrição dos tipos de valores utilizados pelas classes do nível semântico.

## 5.4 Mapeamento entre os níveis de representação

Para que possamos através de elementos presentes em um nível alto de abstração obter suas identidades nos níveis mais baixos ou vice-versa, é necessário que tenhamos uma ligação definida entre eles.

Com esse objetivo, definimos primeiramente tabelas que indicam entre quais classes ocorre o mapeamento entre cada nível. Temos a tabela *MapeamentoSemanticoVisual* que indica a quais classes do nível visual as classes do nível semântico fazem referência. A tabela *MapeamentoVisualSemantico* que indica o caminho contrário, ou seja, a quais classes do nível semântico as classes do nível visual referenciam. A tabela *MapeamentoVisualImagistico* onde é informado o mapeamento existente entre as classes do nível visual e do nível de processamento de imagens. E a tabela *MapeamentoImagisticoVisual* onde temos o mapeamento entre classes do nível de processamento de imagens para o nível semântico. Através dessas tabelas conseguimos descobrir para qual classe deve ser realizado o mapeamento ao trocarmos de nível. Os mapeamentos entre os níveis propostos neste trabalho podem ser visualizado na Figura 5.20.

Além das tabelas que indicam os mapeamentos entre classes, também são necessárias tabelas que indiquem o mapeamento entre as instâncias de cada classe. Para isso são definidas as tabelas exibidas na Figura 5.21.

Portanto, caso queiramos descobrir no nível de processamento de imagens a qual elemento um grão no nível semântico faz referência, devemos primeiramente procurar na tabela *ElementoSemanticoVisual* pelo registro que contenha no campo *idElementoSemantico* o valor do identificador do grão. Assim, ao obter o valor do campo *idElementoVisual*, teremos o identificador do elemento no nível visual. Com este identificador é possível realizarmos uma busca na tabela *ElementoVisualImagistico* a fim de obter o registro que possua esse valor no campo *idElementoVisual*. A partir deste registro obtemos o valor do campo *idElementoImagistico*. Tendo os identificadores dos elementos em cada nível, utilizamos as tabelas definidas na Figura 5.20 para descobrir em quais tipos de classes devemos realizar a busca pelo elemento. Primeiramente sabemos que estamos querendo descobrir a referência de um grão no nível de processamento de imagens, portanto verificamos na tabela *MapeamentoSemanticoVisual* a qual tipo de classe um grão é mapeado. Logo obtemos que um grão é mapeado para a classe *Seção* no nível visual. Com esta informação, verificamos na tabela *MapeamentoVisualImagistico* a qual tipo de classe é mapeada uma *Seção*. Através desta busca descobrimos que uma *Seção* é mapeada para a classe *EntidadeImagem* no nível de processamento de imagens. Agora basta procurar entre os indivíduos dessa classe qual possui o identificador que apresente o valor igual ao do campo *idElementoImagistico* obtido anteriormente.

O mapeamento do nível de processamento de imagens para o nível visual é um relacionamento 1 para  $n$ , ou seja, podemos ter um elemento no nível de processamento de imagens que é mapeado para mais de um elemento no nível visual. No entanto, a busca pelos elementos não é afetada, uma vez que os elementos de cada nível apresentam um identificador único, assim é possível buscar para todas as classes que ele é mapeado a instância que possui o identificador relacionado.

<b>MapeamentoSemanticoVisual</b>	
<b>Classe Semântica</b>	<b>Classe Visual</b>
Grão	Seção
Poros	Poros
Cimento	NãoPoros
Contorno	Contorno
Interstício	Interstício
Amostra	Imagem
<b>MapeamentoVisualSemantico</b>	
<b>Classe Visual</b>	<b>Classe Semântica</b>
Seção	Grão
Poros	Poros
NãoPoros	Cimento
Contorno	Contorno
Interstício	Interstício
Imagem	Amostra
<b>MapeamentoVisualImagistico</b>	
<b>Classe Visual</b>	<b>Classe Processamento Imagens</b>
Seção	EntidadeImagem
Poros	EntidadeImagem
NãoPoros	EntidadeImagem
Contorno	EntidadeImagem
<b>MapeamentoImagisticoVisual</b>	
<b>Classe Processamento Imagens</b>	<b>Classe Visual</b>
EntidadeImagem	Seção
EntidadeImagem	Poros
EntidadeImagem	NãoPoros
EntidadeImagem	Contorno

Figura 5.20: Mapeamento entre as classes dos diferentes níveis de representação.

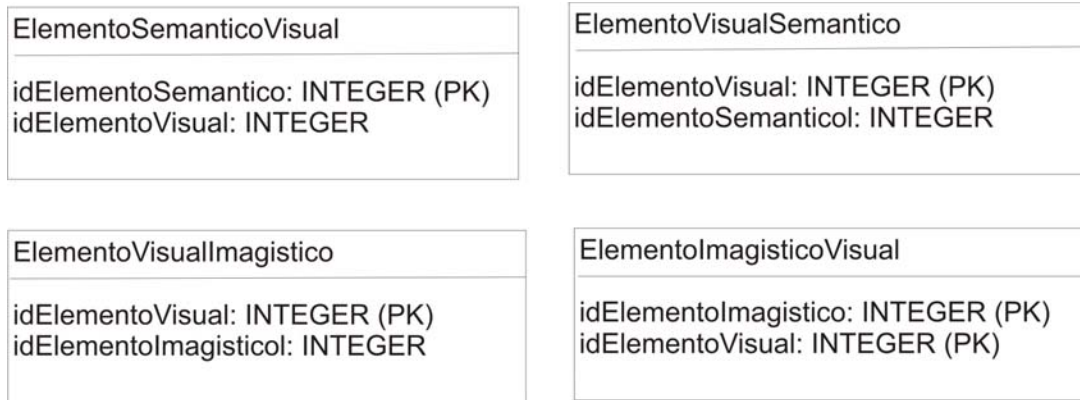


Figura 5.21: Mapeamento entre as instâncias dos diferentes níveis de representação.

Na Figura 5.22 são exibidos os níveis utilizados para representação do conhecimento visual e suas ligações através de tabelas. As linhas pontilhadas denotam as possíveis ligações representadas dentro das tabelas.

Os três níveis demonstrados na Figura 5.22 são totalmente independentes, podendo ser utilizados de forma isolada e também estendidos. A utilização de tabelas para realizar a ligação entre os diferentes níveis, possibilita essa independência.

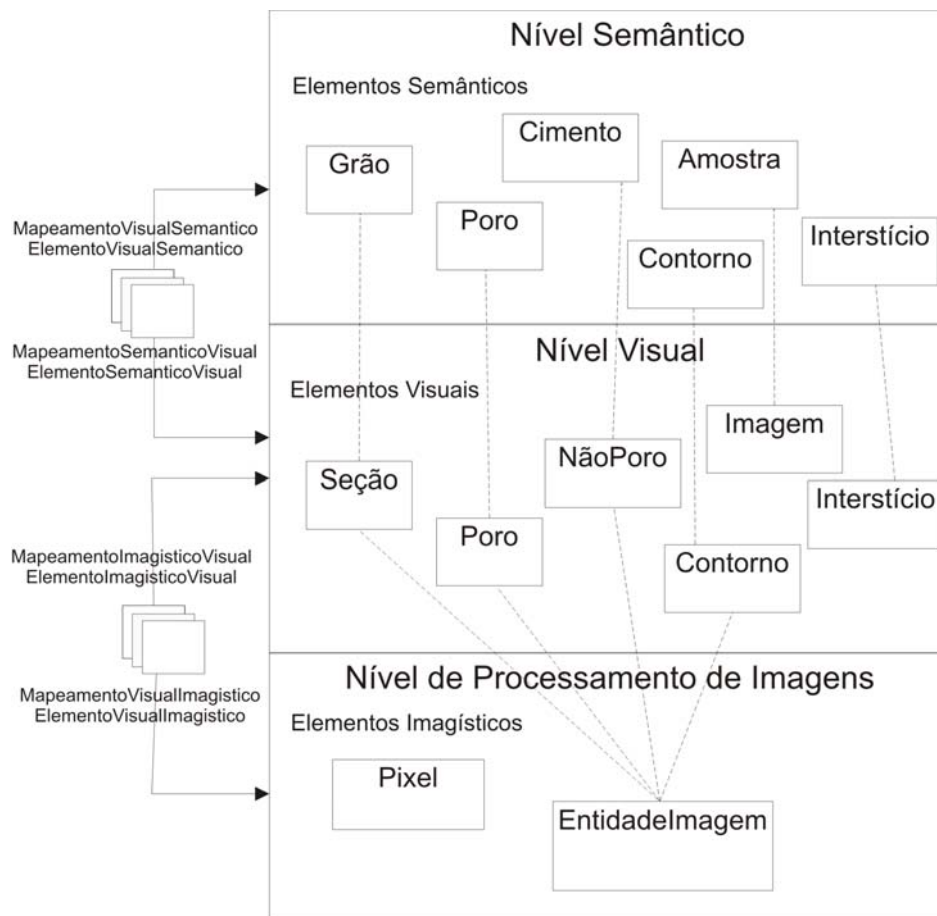


Figura 5.22: Níveis para representação do conhecimento visual.

A abordagem proposta nesse capítulo visa definir um suporte simbólico para execução de mecanismos de raciocínio que permitam tomar decisões baseadas em imagens de forma semelhante a realizada por um ser humano. No capítulo seguinte é demonstrado um mecanismo de raciocínio que faz uso da ontologia aqui proposta e a descrição do sistema desenvolvido para extração do grau de compactação de uma rocha reservatório.

## 6 EXTRAÇÃO DO GRAU DE COMPACTAÇÃO A PARTIR DO ASPECTO VISUAL DE UMA ROCHA

Neste capítulo é apresentado um estudo de caso para extração do grau de compactação em uma rocha. É proposto um mecanismo de raciocínio, visando extrair o grau de compactação da rocha, que atua sobre os dados modelados fazendo uso da ontologia de representação apresentada no capítulo anterior. Também é descrito o sistema implementado que faz uso da ontologia de representação e do mecanismo de raciocínio proposto.

### 6.1 Método de raciocínio para interpretação do grau de compactação de uma rocha-reservatório.

A ontologia visual proposta tem como objetivo permitir a modelagem de aspectos visuais para que esses possam ser processados por um método de raciocínio, a fim de obter a interpretação do grau de compactação de uma rocha-reservatório. Para isso, propomos um método de raciocínio que analisa os tipos de contatos existentes entre os grãos de rocha, além do cálculo de volume intergranular.

O primeiro passo realizado pelo método de raciocínio é a decomposição da imagem nos elementos que a formam. Esses elementos são então classificados em interstício e mapeados para a classe *Interstício* de nossa ontologia, ou classificados como elementos principais. A distinção entre esses elementos se dá através do formato dominante deles. Assumimos que objetos com formato dominante convexo são os elementos principais da imagem, isso porque os grãos em uma imagem de lâmina de rocha geralmente apresentam um formato arredondado. Elementos com formato dominante côncavo são classificados como interstício. Dos elementos que formam o interstício é extraída sua cor, sendo que, a presença de uma cor azulada indica que o elemento deve ser mapeado para a classe *Poros*, caso contrário, para a classe *NãoPoros*. Dos elementos principais são extraídos seus contornos e então mapeados para a classe *Contorno*, e seus conteúdos interiores, mapeados para a classe *Seção* ou *Poros*, dependendo da coloração.

Dos indivíduos classificados como *Contorno* são extraídas as relações de contato, determinando desta forma, o número de contatos de cada tipo existente na imagem da lâmina de rocha. Tendo o número de contatos de cada tipo, é possível estabelecer o grau de compactação da rocha através do seu empacotamento, como mostrado na Figura 4.2.

Para definição de intervalos de valores que possam permitir a classificação de uma rocha conforme seu grau de compactação foi necessária a análise de amostras de rochas já classificadas para extração da quantidade de cada tipo de contato nelas presente. Essa análise foi realizada pelo Instituto de Geociências da UFRGS. Para cada amostra analisada pelo geólogo, foram quantificados os totais de cada tipo de contato e

identificado o empacotamento da mesma, através da técnica de índice de proximidade descrita na seção 4.

Através de um conjunto de sete rochas analisadas, pôde-se perceber que as que possuem empacotamento “Frouxo” apresentaram uma quantidade de aproximadamente 65% de contatos do tipo pontual, 27% do tipo longo, 8% de contatos do tipo côncavo-convexo e nenhum contato do tipo suturado. As rochas cujo empacotamento foi classificado como “Normal” apresentaram valores perto de 41% para contatos do tipo pontual, 31% para contatos do tipo longo, 24% para contatos do tipo côncavo-convexo e 4% para contatos do tipo suturado. Para as rochas com empacotamento “Apertado” notou-se a presença de aproximadamente 16% de contatos do tipo pontual, 17% de contatos do tipo longo, 53% de contatos do tipo côncavo-convexo e 14% do tipo suturado. Realizamos a soma dos percentuais em grupos de tipos de contatos, conforme Tabela 6.1. O agrupamento é realizado pois não há um valor exato da quantidade de cada tipo de contato que defina quando uma rocha passa de um grau de compactação para outro, mas sim uma mudança gradual da quantidade de cada contato. Portanto, assumimos, de acordo com a orientação do especialista, que, por exemplo, para uma rocha com empacotamento frouxo há uma maior presença de contatos pontuais e longos, em um empacotamento normal, contatos do tipo longo e côncavo-convexo estão mais presentes, e num empacotamento apertado há uma predominância de contatos côncavo-convexos e suturados.

Tabela 6.1: Percentual acumulado de tipos de contatos conforme empacotamento.

	Frouxo	Normal	Apertado
Pontual / Longo	92%	72%	33%
Longo / Côncavo-Convexo	35%	55%	70%
Côncavo-Convexo / Suturado	8%	28%	67%

A amostragem utilizada para definição dos intervalos a serem utilizados para atribuição do grau de compactação da rocha não é considerada suficientemente grande, devendo ser realizado um estudo posterior sobre um número considerável de amostras que permita extrair correlações entre as quantidades de cada tipo de contato apresentado por elas e seus graus de compactação, semelhante ao realizado em (TAYLOR, 1950). Nele, é realizado um estudo sobre 5 formações, onde são extraídos os percentuais de cada tipo de contato presente na formação, como pode ser visto na Tabela 6.2. Segundo o especialista, podemos considerar que a formação Mesaverde apresenta um empacotamento frouxo, a formação Shannon apresenta um empacotamento normal, e as demais apresentam empacotamento apertado.

Tabela 6.2: Estudo de tipos de contatos presentes em diferentes formações (TAYLOR, 1950).

	Mesaverde	Shannon	Lower First Wall Creek	Frontier	Morrison
% Pontual	51,9	21,4	0,9	-	-
% Longo	38,1	59,8	51,6	51,5	45,0
% Côncavo-Convexo	9,6	19,1	28,5	28,1	23,1
% Suturado	-	-	18,5	19,7	31,8

Portanto, fazendo uso dos valores obtidos através da análise das 7 amostras de rochas, definimos a fórmula que estipula a distância entre o empacotamento da amostra em análise e o empacotamento das amostras classificadas pelo geólogo, como segue:

$$totalContatos = \left( \sum contatosPontuais + \sum contatosLongos + \sum contatosConcavoConvexos + \sum contatosSaturados \right) \div 100$$

$$percPontualLongo = \frac{\sum contatosPontuais + \sum contatosLongos}{totalContatos}$$

$$percLongoConcavoConvexo = \frac{\sum contatosLongos + \sum contatosConcavoConvexos}{totalContatos}$$

$$percConcavoConvexoSaturado = \frac{\sum contatosConcavoConvexos + \sum contatosSaturados}{totalContatos}$$

$$distFrouxo = |92 - percPontualLongo| + |35 - percLongoConcavoConvexo| + |8 - percConcavoConvexoSaturado|$$

$$distNormal = |72 - percPontualLongo| + |55 - percLongoConcavoConvexo| + |28 - percConcavoConvexoSaturado|$$

$$distApertado = |33 - percPontualLongo| + |70 - percLongoConcavoConvexo| + |67 - percConcavoConvexoSaturado|$$



As variáveis *distFrouxo*, *distNormal* e *distApertado*, apresentam o valor para a distância do empacotamento da amostra para os empacotamentos frouxo, normal e apertado, respectivamente. A variável que apresenta valor mais baixo indica o empacotamento da amostra em análise.

Outra forma de obter o grau de compactação é através da extração e acumulação das áreas dos indivíduos do tipo *Poro* e *NãoPoro*, e dos indivíduos *Seção*. Através da seguinte fórmula obtemos o volume intergranular atual da rocha:

$$VolumeIntergranular = \left( \frac{\sum \text{poro.área} + \sum \text{nãoPoro.área}}{\sum \text{poro.área} + \sum \text{nãoPoro.área} + \sum \text{seção.área}} \right) \times 100$$

Dos indivíduos *Seção* é extraído o valor do eixo maior e então calculada a moda deles, o que possibilita determinar a granulometria e seleção da rocha em análise, conforme explicado no capítulo 4. Através da granulometria e seleção é obtido o volume intergranular original da rocha. A diferença entre volume original e volume atual permite identificar a perda de volume ocorrida devido à compactação, possibilitando assim determinar o grau de compactação. O cálculo do grau de compactação pelo volume intergranular é realizado conforme Figura 6.1.

$PerdaVolume = VolumeIntergranularOriginal - VolumeIntergranularAtual$

Se  $PerdaVolume \leq 50\%$  Então  
Empacotamento = Frouxo

Se  $PerdaVolume > 50\%$  e  $PerdaVolume \leq 70\%$  Então  
Empacotamento = Normal

Se  $PerdaVolume > 70\%$  Então  
Empacotamento = Apertado

Figura 6.1: Cálculo do grau de compactação baseado na perda de volume intergranular

O método de raciocínio pode ser resumidamente descrito pelos seguintes passos:

1. Decomposição da imagem nos elementos principais (grãos) e fundo (poros e cimento).
2. Cálculo da quantidade de cada tipo de contato existente entre os contornos dos grãos.
3. Cálculo da soma da área ocupada por poros, cimento e grãos.
4. Cálculo do tamanho médio dos grãos e sua seleção.
5. Identificação do volume intergranular original da rocha.
6. Cálculo do volume intergranular perdido devido à compactação.

7. Conclusão do grau de compactação baseado no tipo predominante de contato e volume intergranular perdido.

Esses passos gerais identificam as principais etapas de raciocínio para avaliar a compactação da rocha. Essas etapas foram detalhadas para que seja possível sua modelagem e processamento em computador, no método de raciocínio exibido na Figura 6.2.

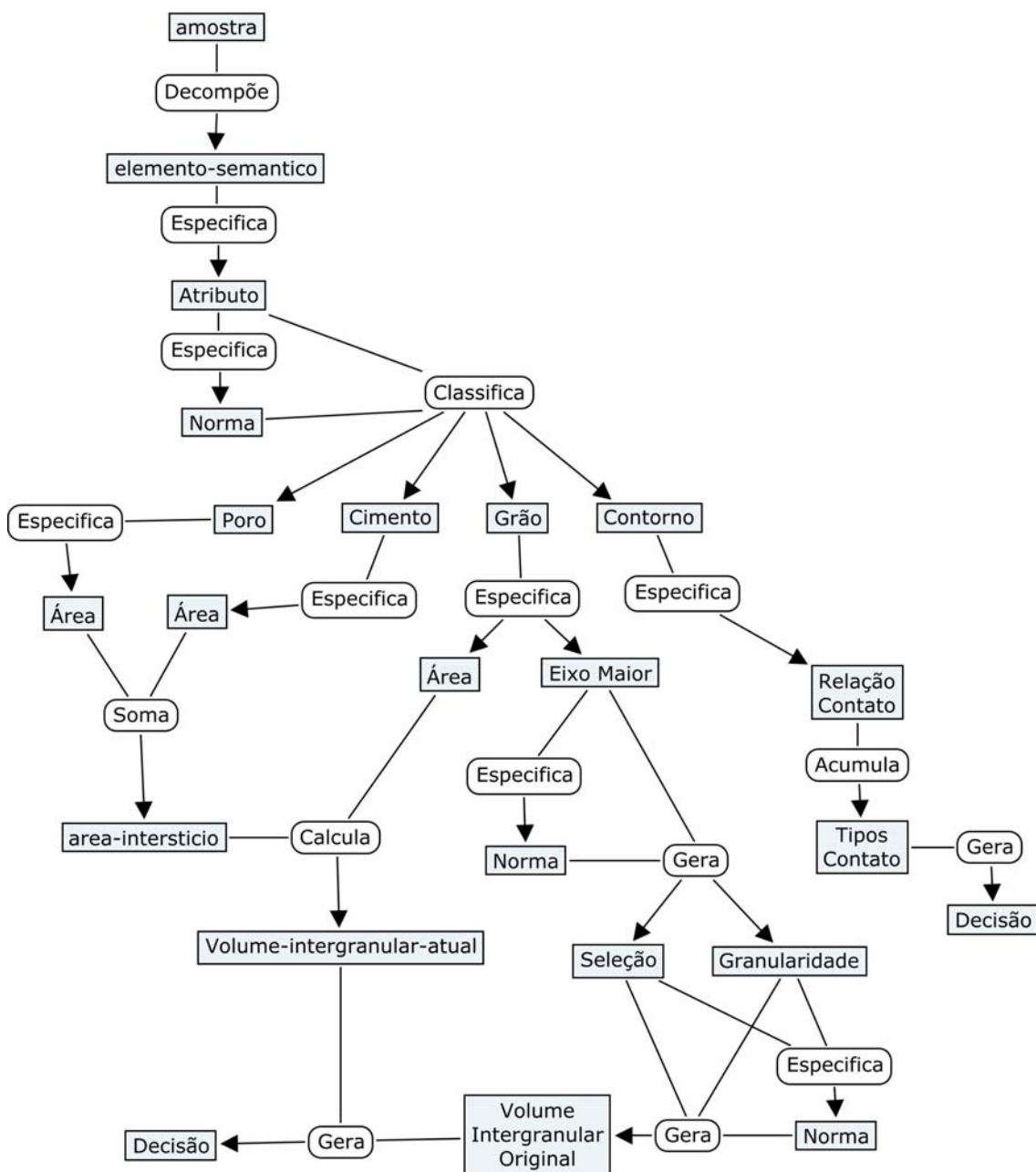


Figura 6.2: Método de raciocínio para extração do grau de compactação de uma rocha-reservatório.

Basicamente, o método de raciocínio definido na Figura 6.2 funciona da seguinte maneira:

1. São extraídos os elementos da imagem.
2. Caso o elemento possua formato dominante convexo, é mapeado o seu interior para um *Grão* e sua borda para um *Contorno*.
3. Caso o elemento possua formato dominante côncavo e cor azulada, é mapeado para um *Poro*, caso não apresente cor azulada, para um *Cimento*.
4. Dos *Contornos* são verificados quantos contatos de cada tipo existem.
5. Dos *Grãos* é verificada a média de tamanho do eixo maior para definição da granulometria e seleção, conforme técnica apresentada no capítulo 4. A partir desses dois valores é obtido o volume intergranular original da rocha. Também é verificada a área ocupada por todos os grãos.
6. A soma das áreas dos *Poros* e *Cimentos* comparada com a soma das áreas de todos os elementos da imagem define o volume intergranular atual da rocha.
7. A partir da diferença entre o volume intergranular atual e o original se obtém o percentual de perda de volume intergranular.
8. Possuindo o percentual de perda de volume e quantidade de contatos de cada tipo obtém-se o grau de compactação da rocha, conforme capítulo 4.

A Figura 6.3 exibe o método-tarefa executado pelo mecanismo de raciocínio para extração do grau de compactação de uma rocha-reservatório. As inferências presentes no método são descritas conforme o modelo de descrição proposto no catálogo de inferências da metodologia CommonKADS (SCHREIBER et al., 2000), como segue:

**Nome:** decompor.

**Descrição:** recebe como entrada um objeto composto de vários elementos e produz como saída cada um dos elementos que compõem o objeto de entrada.

**Conhecimento Estático:** Não necessita conhecimento do domínio.

**Controle:** Geralmente produz mais de um resultado.

**Método Computacional:** Algoritmos padrão para decomposição de elementos de um agrupamento.

**Nome:** especificar.

**Descrição:** recebe como entrada um elemento e extrai dele determinados atributos ou relações.

**Conhecimento Estático:** Não necessita conhecimento do domínio.

**Controle:** Produz um único resultado.

**Método Computacional:** Métodos simples para extração de atributos de elementos.

**Nome:** classificar.

**Descrição:** recebe como entrada um elemento e produz como saída o nome da classe ao qual pertence.

**Conhecimento Estático:** Definições de classes.

**Controle:** Produz um único resultado.

**Método Computacional:** Métodos simples de combinação de padrões.

**Nome:** mapear.

**Descrição:** recebe como entrada um elemento em um determinado nível de representação e produz como saída o elemento que é sua identidade em outro nível.

**Conhecimento Estático:** tabela de mapeamento entre elementos de diferentes níveis de representação.

**Controle:** Pode produzir mais de um resultado.

**Método Computacional:** Busca em tabelas por identificadores.

**Nome:** gerar.

**Descrição:** recebe como entrada variáveis e a partir delas gera o grau de compactação da amostra.

**Conhecimento Estático:** conhecimento específico do domínio.

**Controle:** Produz um único resultado.

**Método Computacional:** algoritmos matemáticos.

**Nome:** calcular.

**Descrição:** recebe como entrada uma lista do tamanho dos eixos maiores dos grãos e gera como saída o volume intergranular original da amostra; recebe como entrada a área do interstício e área total dos grão e produz como saída o volume intergranular atual da amostra.

**Conhecimento Estático:** conhecimento específico do domínio.

**Controle:** Produz um único resultado.

**Método Computacional:** algoritmos matemáticos.

Esse método de raciocínio foi implementado em um sistema para avaliação da ontologia proposta. A descrição do sistema é o assunto da próxima seção.

```

TAREFA extrai-grau-de-compactacao;

  PAPÉIS:

    ENTRADA: amostra: "Amostra de rocha a ser analisada";
    SAÍDA: amostra.grauDeCompactacao: "O grau de compactação da amostra analisada";
FIM TAREFA extrai-grau-de-compactacao;

MÉTODO-TAREFA método-extrai-grau-de-compactacao;

  REALIZA: extrai-grau-de-compactacao;
  ESTRUTURA-CONTROLE:

    decompõe(amostra -> elemento-semantico);
    PARA-CADA elemento-semantico FAÇA

      especificar(elemento-semantico -> cor + formato-dominante);
      classificar(cor + formato-dominante -> classeCandidata);
      SE classeCandidata == Contorno ENTÃO
        mapear(elemento-semantico -> elemento-visual);
        especificar(elemento-visual -> relação-contato);
        PARA-CADA relação-contato FAÇA

          SE relação-contato == Pontual ENTÃO
            contatos-pontuais := contatos-pontuais SOMA 1;
          SENÃO SE relação-contato == Longo ENTÃO
            contatos-longos := contatos-longos SOMA 1;
          SENÃO SE relação-contato == CôncaveConvexo ENTÃO
            contatos-concavo-convexos := contatos-concavo-convexos SOMA 1;
          SENÃO SE relação-contato == Suturado ENTÃO
            contatos-suturados := contatos-suturados SOMA 1;
        FIM SE
      FIM PARA-CADA

    SENÃO SE classeCandidata == Grao ENTÃO
      especificar(elemento-semantico -> eixo-maior);
      lista-tamanho-grao := lista-tamanho-grao ADICIONA eixo-maior;
      especificar(elemento-semantico -> area);
      area-graos := area-graos SOMA area;
    SENÃO SE classeCandidata == Poro OU classeCandidata == Cimento ENTÃO
      especificar(elemento-semantico -> area);
      area-intersticio := area-intersticio SOMA area;
    FIM SE
  FIM PARA-CADA

  gerar(contatos-pontuais + contatos-longos + contatos-concavo-convexos + contatos-
    suturados -> decisão);
  calcular(lista-tamanho-grao -> volume-intergranular-original);
  calcular(area-intersticio + area-graos -> volume-intergranular-atual);
  gerar(volume-intergranular-original + volume-intergranular-atual -> decisão)
FIM MÉTODO-TAREFA método-extrai-grau-de-compactacao;

```

Figura 6.3: Método-tarefa para extração do grau de compactação de uma rocha-reservatório.

## 6.2 Descrição do sistema para extração do grau de compactação de uma rocha-reservatório.

Com o objetivo de avaliar a ontologia proposta, foi implementado um sistema que permite a descrição de uma imagem de lâmina de rocha, realizando um mapeamento de aspectos visuais para nossa ontologia. O modelo proposto para a ontologia de domínio é utilizado para guiar a entrada de dados. Sobre os dados capturados, é aplicado o método de raciocínio descrito na seção 6.1, que propõe uma interpretação a respeito do grau de compactação da rocha-reservatório analisada.

O sistema foi implementado em ambiente visual orientado a objetos, de forma a trabalhar com camadas, preservando assim a estrutura do conhecimento modelado.

Para a descrição de uma imagem de lâmina de rocha, são carregadas no sistema a imagem original da lâmina, a imagem da lâmina de rocha segmentada e a imagem que exibe a escala na qual ela foi obtida, como mostrado na Figura 6.4. Essas três imagens são sobrepostas, dando a impressão de formarem uma única imagem, no entanto, cada uma pode ser ocultada caso necessário.

O sistema requer inicialmente que o usuário selecione o início e fim da barra que representa a escala, e informe o valor dela, como mostrado na Figura 6.5. Estas informações são utilizadas para cálculo da área de cada objeto da imagem e cálculo do eixo maior das instâncias da classe *Seção*. Ao selecionar o início e fim da barra que representa a escala, o sistema calcula o número de *pixels* existentes naquele intervalo. Esse número de *pixels* é elevado ao quadrado, assim como o valor da escala. Por exemplo, caso tenhamos uma escala de 0,5mm equivalendo a 170 *pixels*, ao elevar os valores ao quadrado teremos  $0,25\text{mm}^2$  para o valor da escala e 28.900 para o número de *pixels*. Tendo estes valores, é possível calcular a área de um objeto verificando o número de *pixels* que o formam e aplicando uma regra de três.

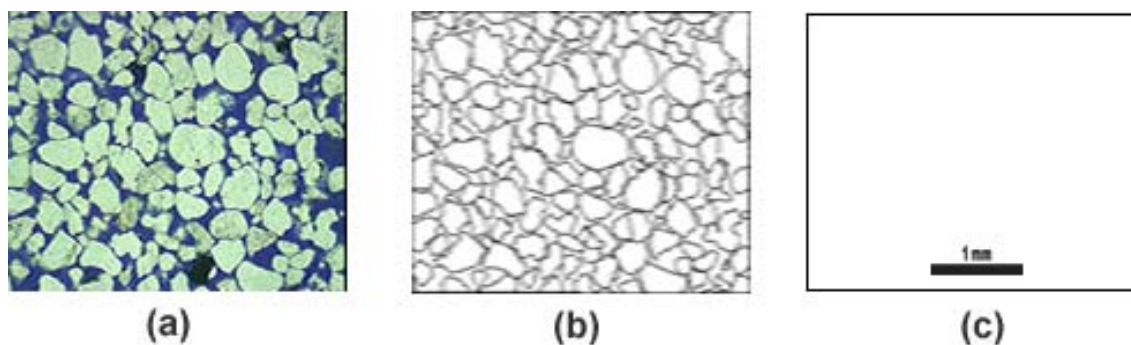


Figura 6.4: Camadas de imagens utilizadas para descrição da rocha-reservatório: (a) imagem da lâmina de rocha, (b) imagem segmentada da lâmina de rocha e (c) imagem da escala em que a rocha está sendo visualizada.

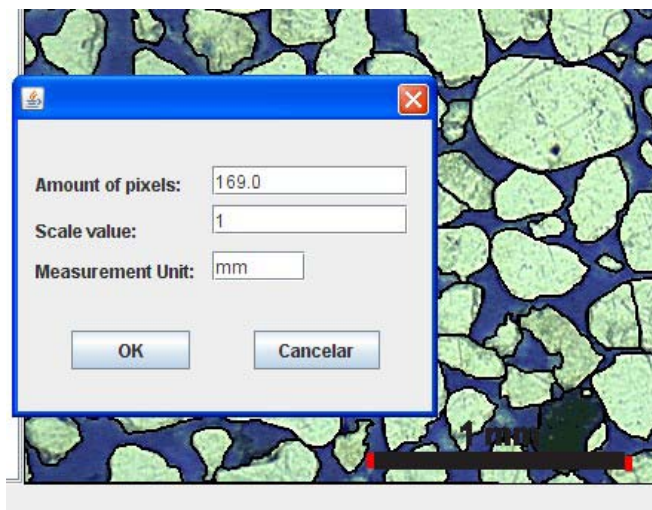


Figura 6.5: Entrada dos dados referentes a escala da imagem a ser analisada.

Após o usuário informar os dados da escala o sistema torna-se apto a iniciar o processo de extração dos objetos existentes na imagem. A extração é feita através do uso da imagem original da rocha e da imagem segmentada. Através da imagem segmentada é possível separar os objetos identificando os contornos de cada um. Com os objetos extraídos, o sistema verifica o número de *pixels* que o formam e calcula sua área. Fazendo uso da imagem original e da posição dos *pixels* do objeto extraído através da imagem segmentada, o sistema consegue obter a cor do objeto. A obtenção da cor é realizada identificando o valor RGB de todos os *pixels* do objeto e extraíndo deles o que mais aparece. O valor RGB pode ser visto como um vetor tridimensional, onde podemos representar no eixo X a cor vermelha, no eixo Y a cor verde e no eixo Z a cor azul. Estamos utilizando o dicionário de cores ISCC-NBS, onde cada cor definida apresenta um valor RGB. O que o sistema realiza é a verificação da distância entre o vetor que representa a cor RGB que mais aparece no objeto com os vetores que representam as cores do dicionário. Dessa maneira, atribui-se à cor do objeto aquela que apresenta menor distância.

O sistema também identifica automaticamente o formato dominante do objeto extraído. Para a realização dessa identificação, o objeto extraído é transformado em um polígono. A transformação do objeto em segmentos de retas é realizada inicialmente detectando os *pixels* de maior e menor valores no eixo “x”, e maior e menor valores no eixo “y”, para que possam ser formados segmentos a serem processados separadamente. Cada um destes segmentos obtidos são transformados em uma série de segmentos de reta através de um algoritmo que divide recursivamente o segmento nos pontos de maior desvio, até o momento em que cada segmento não possua um desvio maior que quatro *pixels* (LOWE, 1987). A Figura 6.6 exhibe o funcionamento do algoritmo. Tendo cada objeto no formato de um polígono são traçadas retas entre cada ponto existente e todos os demais, assim é possível verificar quais retas são traçadas sem interceptar a área do polígono. Essas retas denotam regiões totalmente côncavas do objeto. Através da soma do comprimento dos segmentos dessas regiões e comparação com a soma de todos os segmentos que formam o contorno do objeto, é possível saber se o formato dominante do objeto é côncavo ou convexo.

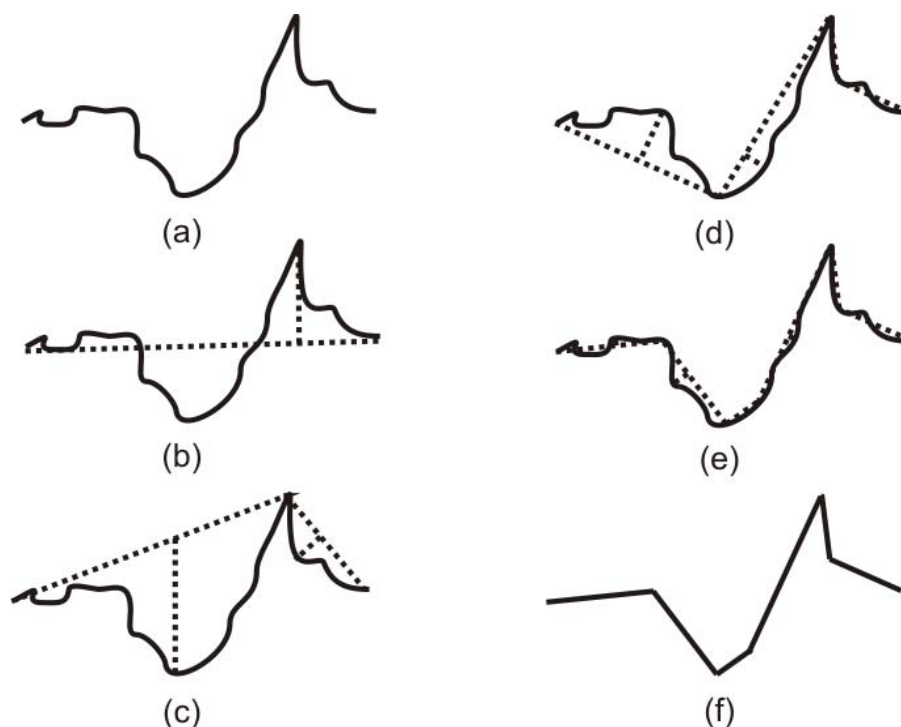


Figura 6.6: Ilustração do funcionamento do algoritmo para transformação de curvas em segmentos de retas. A curva de entrada é exibida em (a) e os segmentos de reta de saída são exibidos em (f)

Após separar os elementos da imagem e extrair atributos de cor, área e formato dominante, o sistema faz uso do mecanismo de raciocínio, mapeando cada elemento da imagem para uma classe da ontologia proposta, criando automaticamente as relações de conteúdo interior para os elementos que não são do tipo interstício. O sistema permite que o usuário altere os dados de um elemento, para as situações em que a classificação não tenha sido realizada corretamente, como exibido na Figura 6.7. Nessa figura o elemento identificado pela seta, por possuir um formato dominante côncavo, foi classificado como sendo um não-poro, enquanto que na realidade se trata de um grão.

Após o mapeamento dos elementos para a ontologia, o usuário deve informar as relações de topologia e tipo de contato existentes entre os grãos, como mostrado na Figura 6.8. Através da definição dessas relações, o método de raciocínio torna-se apto a inferir o grau de compactação da rocha-reservatório que está sendo analisada.



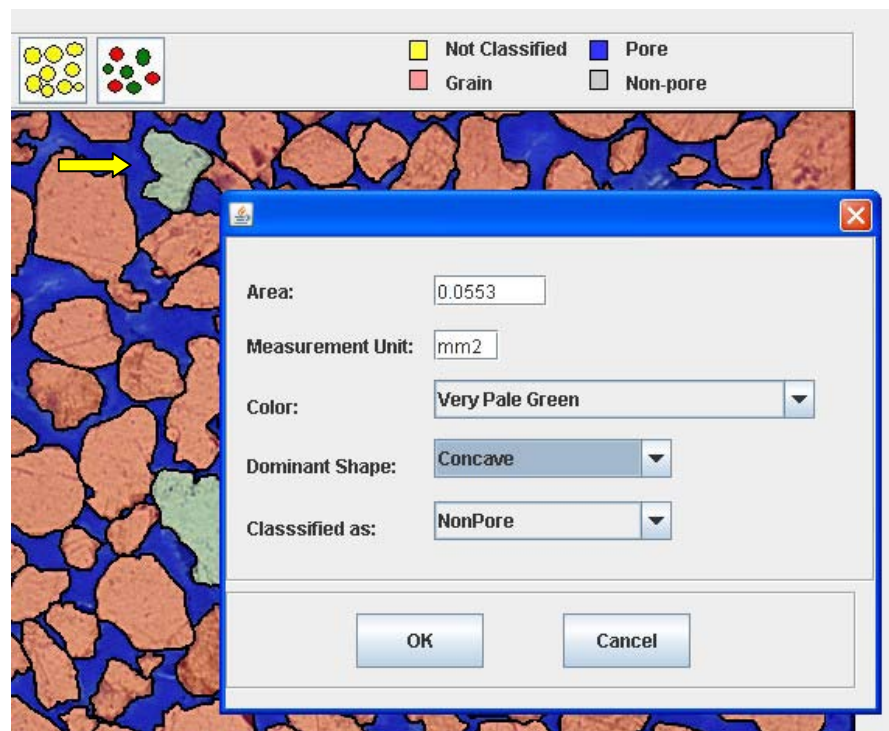


Figura 6.7: Alteração dos dados de um elemento classificado incorretamente.

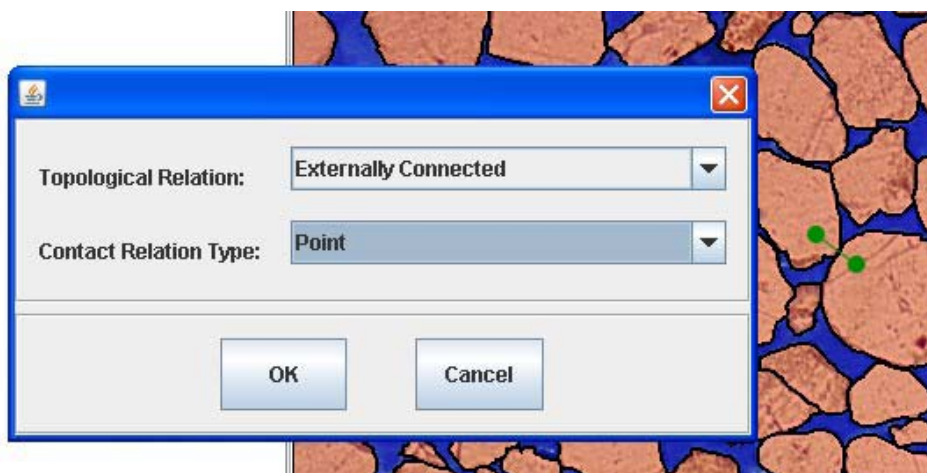


Figura 6.8: Definição da relação topológica e de contato existente entre dois grãos.

A primeira forma de inferência utilizada pelo método de raciocínio avalia os relacionamentos de contato existentes entre os grãos. O que o método faz é verificar a quantidade total de cada tipo de contato existente na imagem da lâmina de rocha. Os totais são unidos em grupos que vão acumulando os tipos de contatos: pontuais e longos; longos e côncavo-convexos; côncavo-convexos e suturados. Podemos assumir que uma grande quantidade de contatos pontuais e longos indica que a rocha apresenta empacotamento frouxo, quando temos um volume considerável de contatos longos e côncavo-convexos podemos classificá-la como possuindo empacotamento normal, já

quando contatos côncavo-convexos e suturados são abundantes, há uma indicação de empacotamento apertado.

Outra inferência realizada é através do cálculo do volume intergranular da rocha. Através da média dos eixos maiores dos grãos presentes na imagem é calculada a granulometria e seleção. Esse cálculo permite obter o volume intergranular original da rocha. Através da soma das áreas dos elementos mapeados como poro e não-poro obtemos o volume intergranular atual da rocha. A diferença entre esses volumes permite concluir o seu grau de compactação. O cálculo realizado para identificação da granulometria e seleção, bem como para definição do volume intergranular original pode ser visualizado no capítulo 4. O cálculo para definição do grau de compactação baseado no volume intergranular e na quantidade de cada tipo de contato é descrito na seção 6.1.

A ontologia preenchida com informações da imagem pode ser salva em um arquivo no formato XML (eXtensible Markup Language), possibilitando que ao abrir novamente a imagem, a ontologia seja carregada e exibida na tela. Além disso, o formato XML permite que a ontologia seja lida sem a necessidade de utilização do sistema desenvolvido.

A arquitetura do sistema desenvolvido é exibida na Figura 6.9.

### **6.3 Validação da abordagem.**

Com o intuito de validar a abordagem e o sistema desenvolvido, foram descritas algumas imagens de lâminas de rochas através da ontologia proposta. Sobre essa descrição foi aplicado o mecanismo de raciocínio proposto produzindo como resultado o grau de compactação da rocha em análise.

O experimento foi realizado a partir da descrição de seis amostras de rochas sedimentares siliciclásticas, sendo que para cada uma foram utilizadas duas imagens. As descrições das amostras foram realizadas com a ajuda de um geólogo diferente do que realizou a classificação das rochas visando a geração das tabelas de atribuição do grau de compactação em função dos tipos de contatos. As imagens utilizadas para descrição foram cedidas pelo Instituto de Geociências da UFRGS e foram escolhidas não por sua representatividade sobre os possíveis tipos de reservatórios, mas por terem feições visualmente muito características. A segmentação de cada imagem foi realizada manualmente, com a ajuda de um geólogo especialista em Petrografia Sedimentar. O conjunto de teste é insuficiente para uma validação completa do sistema sobre o enorme conjunto existente de tipos de rochas-reservatório, incluindo algumas extremamente complexas visualmente. No entanto, permitiu um pré-teste, que indica que os métodos utilizados são um caminho possível para automatização da interpretação da compactação destas rochas, uma tarefa intensiva em conhecimento que é realizada apenas manualmente por profissionais com pelo menos 5 anos de experiência. As imagens das amostras de rochas utilizadas e suas segmentações podem ser visualizadas no anexo A.

Para a realização da descrição das amostras de rochas, o sistema foi carregado com as imagens originais, as imagens segmentadas e as imagens de escala. A detecção dos objetos e mapeamento para a ontologia proposta foi realizada de forma semi-automática. Após o mapeamento automático, o usuário corrigiu aqueles que não foram mapeados corretamente. Como falado anteriormente, os elementos com formato

dominante convexo são mapeados para a classe “Grão” da ontologia de domínio. No entanto, ocorre em alguns casos de um grão ter sofrido compactação vindas de várias direções, o que acaba fazendo com que apresente um formato dominante côncavo. O mesmo ocorre para o mapeamento de “poros” que leva em consideração a cor do objeto, que pode ser influenciada pela qualidade da imagem obtida bem como da confecção da lâmina. Por esses motivos torna-se necessário que o usuário interfira no processo de mapeamento.

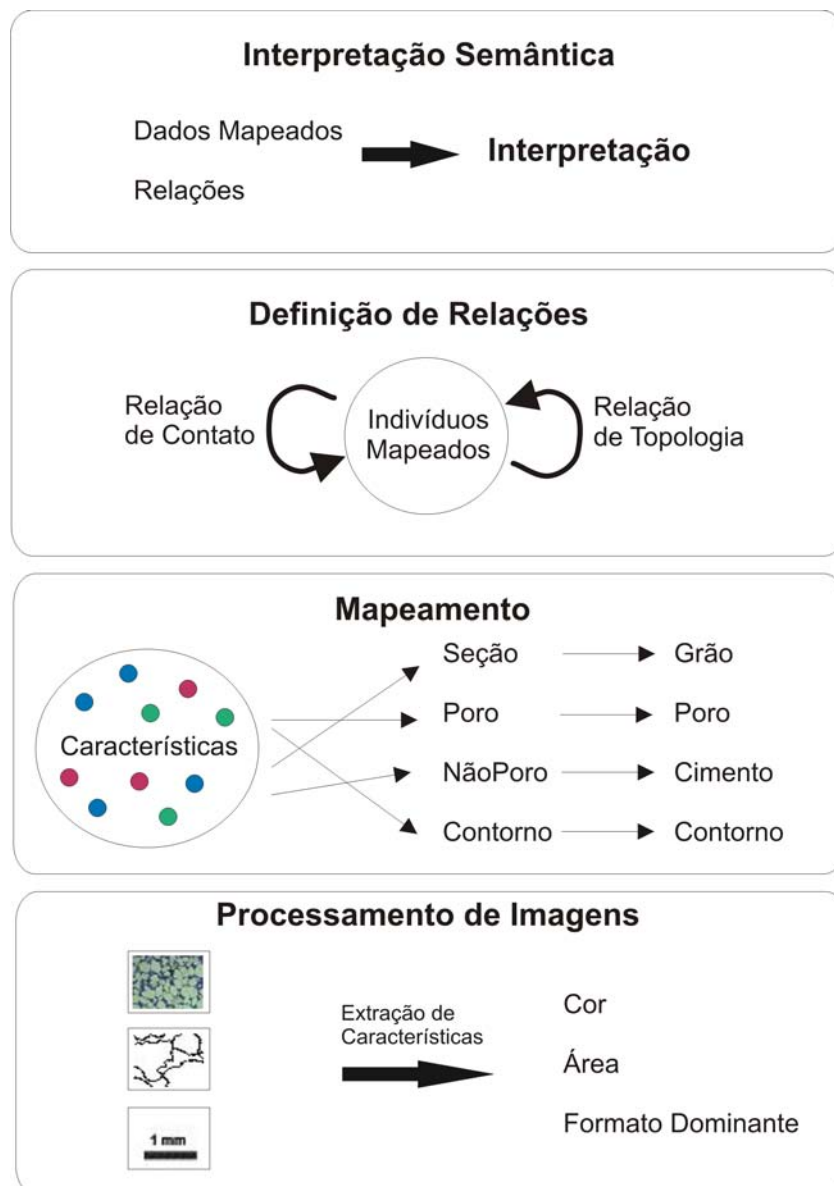


Figura 6.9: Arquitetura do sistema desenvolvido. Inicialmente ocorre a extração de características através da imagem original da rocha, da imagem segmentada e da informação que apresenta a escala. As características são mapeadas para classes da ontologia proposta e essas para classes do domínio. Relações são definidas entre estas classes. Fazendo uso dos mapeamentos e relações, uma interpretação é obtida.

Tendo o mapeamento realizado, foram informadas manualmente as relações de topologia e tipo de contato existente entre os grãos presentes na imagem de lâmina de rocha.

Todo o processo de mapeamento, desde a detecção automática e correção manual, até a definição dos contatos existentes entre os grãos, levou em torno de 30 a 40 minutos para cada imagem. Esse tempo pode ser consideravelmente reduzido caso a detecção dos relacionamentos seja automatizada, pois essa é a tarefa que atualmente está consumindo maior tempo.

Com as informações mapeadas, o sistema tornou-se apto a inferir o grau de compactação da rocha utilizando a técnica do tipo de contato e do volume intergranular. Os resultados obtidos com o processamento da ontologia podem ser vistos nas tabelas a seguir. As amostras descritas foram também analisadas por um geólogo através da técnica de índice de proximidade, permitindo assim verificar a validade da conclusão obtida pelo sistema.

Para cada imagem de lâmina de rocha analisada, foram calculadas as quantidades de cada tipo de contato existente. A partir dos totais de cada tipo de contato, foi realizado o agrupamento deles em “Pontual e Longo”, “Longo e Côncavo-Convexo” e “Côncavo-Convexo e Suturado”. A cada agrupamento foi verificado o percentual em relação ao total de contatos existentes. Esses percentuais foram utilizados pelo método de raciocínio para comparação com os valores apresentados na Tabela 6.1. Dessa maneira, foi possível estabelecer qual empacotamento apresenta valores mais próximos aos encontrados na amostra em análise. Também foi extraído da descrição da amostra fazendo uso da ontologia proposta, o percentual de área ocupada por elementos que formam o interstício da imagem. Esse percentual equivale ao volume intergranular atual da rocha. Através da descrição foram inferidas a granulometria e seleção da rocha, que permitiu calcular o volume intergranular original dela, e conseqüentemente, o volume intergranular perdido. Através desse volume, pôde-se inferir o grau de compactação da rocha. A descrição do cálculo da granulometria, seleção e volume intergranular original da rocha pode ser visualizado no capítulo 4. O cálculo do volume perdido e as inferências de grau de compactação baseadas nesse volume e nos percentuais dos tipos de contatos é explicado na seção 6.1.

A Tabela 6.3 exhibe as informações extraídas das duas imagens descritas para a amostra 01 e das duas imagens descritas para a amostra 02. A amostra 01 foi classificada pelo geólogo especialista como apresentando empacotamento “Apertado”. As inferências realizadas pelo sistema, tanto utilizando a técnica de verificação dos tipos de contatos, como a de verificação da perda de volume intergranular resultaram na mesma conclusão obtida pelo especialista. Para a amostra 02, o geólogo especialista concluiu um empacotamento “Apertado”. Nosso sistema chegou a mesma conclusão do especialista quando utilizou a técnica de verificação dos tipos de contatos. No entanto, a inferência pelo volume intergranular perdido resultou em empacotamento “Normal”. A diferença de conclusões obtidas através das duas técnicas pode ser explicada devido ao volume intergranular perdido estar muito próximo de 70%, o que classificaria seu empacotamento como sendo “Apertado”. Como os percentuais que indicam a qual classe de empacotamento uma rocha pertence, são valores estipulados de forma subjetiva pelos geólogos, é possível que tenhamos essas pequenas variações que acabam por classificar a rocha em um empacotamento diferente do obtido pela técnica de tipos de contatos.

Tabela 6.3: Resultados obtidos pelo sistema através da descrição das amostras 01 e 02.

Amostra		01		02	
Imagem		01	02	01	02
Entrada	Contatos Pontuais	12	8	12	29
	Contatos Longos	24	28	17	48
	Contatos Côncavo-Convexos	25	25	16	47
	Contatos Suturados	14	9	14	19
Processamento Interno	Diferença para Empacotamento Frouxo	118,33	121,86	106,63	107,74
	Diferença para Empacotamento Normal	58,33	61,86	46,63	47,74
	Diferença para Empacotamento Apertado	34,66	42,57	46,37	45,25
Saída (empacotamento)		Apertado	Apertado	Apertado	Apertado
Entrada	Volume intergranular Atual	4,42	3,72	11,12	11,13
	Granulometria	Grossa	Grossa	Fina	Média
	Seleção	Mal Selecionado	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado
Processamento Interno	Volume intergranular perdido	84,46	88,67	67,39	67,78
Saída (empacotamento)		Apertado	Apertado	Normal	Normal

Na Tabela 6.4 temos as inferências obtidas através da descrição da amostra 03 e amostra 04. Para a amostra 03, tanto as inferências obtidas pelo sistema através das duas técnicas, como a análise do geólogo especialista chegaram a mesma conclusão, trata-se de um empacotamento “Frouxo”. A amostra 04 apresentou a mesma diferença de conclusão da amostra 05, que pode ser vista na Tabela 6.5. Para essas amostras, o geólogo as classificou como apresentando empacotamento “Normal”, já o sistema fazendo uso da técnica de verificação dos tipos de contatos chegou a mesma conclusão, no entanto, através da técnica de verificação do volume perdido concluiu que o empacotamento era “Frouxo”. Ao consultar o geólogo especialista para descobrir o motivo desta disparidade nas conclusões, observou-se que nas imagens referentes a estas amostras, parte do material existente entre os grãos que havia sido segmentado junto com poros, formando um único elemento, na realidade era o mineral caulinita que

surgiu a partir da substituição de grãos. Esse mineral apresentou-se na imagem de forma microcristalina azulada com microporosidades, o que contribuiu para sua classificação como poro. Portanto, grande parte das áreas que foram consideradas como sendo poros, eram na verdade originalmente grãos, o que acarretou em um aumento considerável do volume intergranular atual, resultando na classificação do empacotamento como “Frouxo”.

Tabela 6.4: Resultados obtidos pelo sistema através da descrição das amostras 03 e 04.

Amostra		03		04	
Imagem		01	02	01	02
Entrada	Contatos Pontuais	88	31	22	75
	Contatos Longos	30	12	13	40
	Contatos Côncavo-Convexos	8	4	12	45
	Contatos Suturados	2	1	2	4
Processamento Interno	Diferença para Empacotamento Frouxo	5,68	6,49	57,16	60,58
	Diferença para Empacotamento Normal	65,68	56,83	5,12	6,92
	Diferença para Empacotamento Apertado	158,68	149,83	95,83	92,41
Saída (empacotamento)		Frouxo	Frouxo	Normal	Normal
Entrada	Volume intergranular Atual	30,69	25,99	25,21	29,45
	Granulometria	Média	Média	Média	Média
	Seleção	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado
Processamento Interno	Volume intergranular perdido	11,17	24,77	27,03	14,76
Saída (empacotamento)		Frouxo	Frouxo	Frouxo	Frouxo

Para a amostra 06, tanto o geólogo como o sistema chegaram as mesmas conclusões, empacotamento do tipo “Normal”. Os dados detalhados utilizados para inferência podem ser vistos na Tabela 6.5.

Tabela 6.5: Resultados obtidos pelo sistema através da descrição das amostras 05 e 06.

Amostra		05		06	
Imagem		01	02	01	02
Entrada	Contatos Pontuais	53	82	23	19
	Contatos Longos	70	58	23	34
	Contatos Côncavo-Convexos	42	30	13	13
	Contatos Sutados	5	5	3	2
Processamento Interno	Diferença para Empacotamento Frouxo	70,17	39,28	58,67	62,23
	Diferença para Empacotamento Normal	11,58	20,71	7,45	26,00
	Diferença para Empacotamento Apertado	82,82	113,71	94,32	90,76
Saída (empacotamento)		Normal	Normal	Normal	Normal
Entrada	Volume intergranular Atual	19,62	25,69	12,02	16,01
	Granulometria	Fina	Fina	Fina	Fina
	Seleção	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado	Moderadamente Selecionado
Processamento Interno	Volume intergranular perdido	42,46	24,66	34,10	34,10
Saída (empacotamento)		Frouxo	Frouxo	Normal	Normal

A utilização do sistema possibilita maior precisão na definição do volume intergranular existente, resultando numa conclusão mais confiável a respeito do empacotamento quando utilizada a técnica de análise da perda de volume intergranular. A utilização da técnica de análise dos tipos de contatos também mostrou-se confiável, uma vez que na maioria das imagens analisadas, o resultado obtido pelo sistema foi igual ao resultado atribuído pelo geólogo à rocha. A utilização de um sistema de interpretação automática permite ainda que os métodos aplicados sejam padronizados, ao contrário da análise visual onde a interpretação é subjetiva e fortemente dependente do conhecimento do petrógrafo. A subjetividade eleva a chance de erro na realização de correlações geológicas e da estimativa de produção dos poços petrolíferos, quando um grande número de análises são utilizadas.

No entanto, os resultados aqui descritos são preliminares e devem ser validados e aperfeiçoados a partir do uso do sistema em um ambiente que permita a verificação dos seus resultados, o que está previsto nas fases posteriores deste projeto.

## **6.4 Outras aplicações do modelo proposto para avaliação da compactação.**

Ainda com relação a tarefa de extração do grau de compactação de uma rocha, é possível utilizar a ontologia proposta para realização de outras tarefas, como por exemplo, a extração do índice de contatos existente entre os grãos da rocha e a determinação de relações paragenéticas.

### **6.4.1 Avaliação do índice de contato entre os grãos**

Como explicado no capítulo 4, uma das técnicas aplicadas para descoberta do grau de compactação de uma rocha é a determinação do índice de contato entre os grãos. Esse índice determina a quantidade média de contatos que os grãos de uma rocha possuem com outros grãos.

A identificação dos contatos entre os grãos pode ser realizada através da determinação da topologia existente entre eles. Em nossa ontologia já estamos permitindo a representação desta informação através das relações de topologia propostas. Uma relação do tipo “externamente conectado” determina que os dois elementos que participam dela estão em contato, não havendo intersecção de suas áreas. Desta maneira, é possível extrair de cada contorno de grão da imagem as suas relações do tipo externamente conectado e então definir a quantidade de contatos que ele possui com outros contornos.

Em nossa implementação, já estamos permitindo a descrição dessas informações de forma manual. Na Figura 6.10 é demonstrada uma imagem de lâmina de rocha descrita utilizando o sistema, onde para cada grão foi informada a relação de topologia existente, indicada na figura pelas ligações existentes entre os grãos.

Na literatura atual em Petrografia Sedimentar não há um estudo conclusivo a respeito da quantidade média de contatos que os grãos de uma rocha devem apresentar para serem classificados conforme sua compactação. A amostragem utilizada no desenvolvimento deste trabalho não apresentou valores significantes para que pudéssemos estipular um intervalo de valores a ser utilizado. Portanto, para a automatização desta técnica é necessário primeiramente fazer um estudo sobre uma amostragem suficientemente grande visando determinar a correlação existente entre o grau de compactação e quantidade de contatos entre os grãos.

### **6.4.2 Identificação de relações paragenéticas**

Relações paragenéticas são relações espaço-visuais que se definem entre minerais de uma rocha no momento de sua formação, registrando, dessa forma, os processos físico-químicos que a formaram. Esses processos afetam a porosidade e permeabilidade de uma rocha, com grande impacto sobre a produtividade na produção em poços de petróleo.



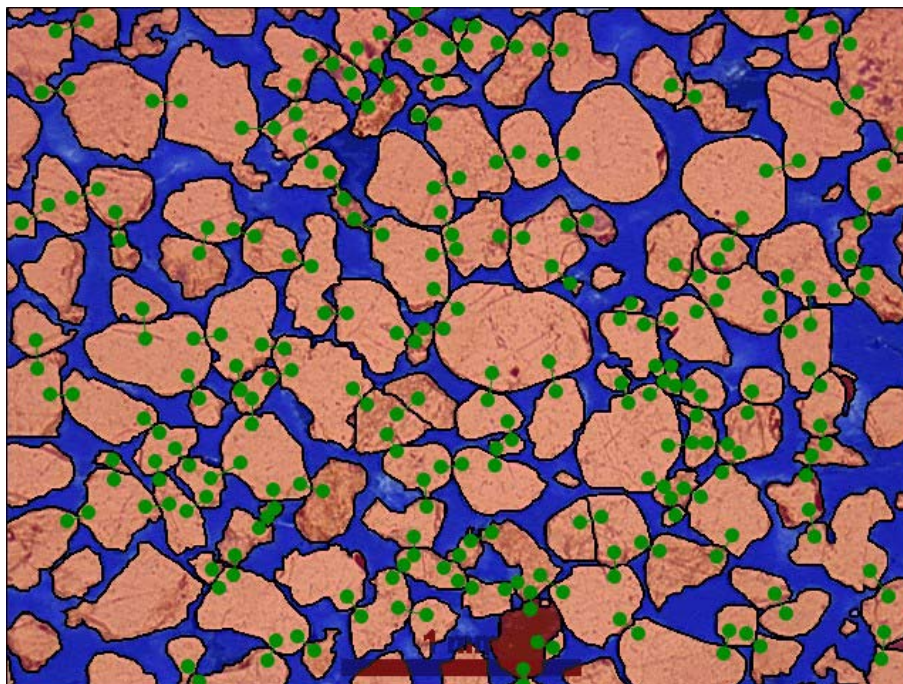


Figura 6.10: Relações topológicas entre os grãos em uma amostra de rocha.

Muitas das relações paragenéticas, como crescimento, substituição, dissolução de grãos, entre outras, podem ser determinadas através das relações topológicas existentes entre os grãos. Por exemplo, as relações topológicas “tangenciando parte própria” e não “tangenciando parte própria” podem sugerir a existência de um crescimento do grão, quando o material que forma os dois objetos em relação é o mesmo. Uma relação de crescimento pode ser percebida quando a área de um grão sofre um aumento e seu antigo contorno continua visível. Essas mesmas relações topológicas também podem identificar uma relação paragenética de substituição quando o material de cada elemento relacionado for distinto. Uma substituição ocorre quando parte de um grão ou todo ele é dissolvido, sendo substituído por um outro mineral.

Muitas relações paragenéticas são complexas ao ponto de necessitarem mais informações do que apenas a topologia para serem identificadas. No entanto, a extensão da ontologia proposta permitindo assim a descrição dos aspectos visuais necessários associada a modelos de conhecimento adequados, pode tornar esta tarefa automatizada.

## 7 CONCLUSÃO

Muitas abordagens são propostas para representação do conhecimento visual nas abordagens de estudo da visão cognitiva. Algumas representam informações de baixo nível, que são fáceis de serem extraídas e representadas em um computador, no entanto, difíceis de serem compreendidas por um ser humano. Outras abordagens tentam simular a forma de representação utilizada por nós humanos, facilitando assim a nossa compreensão, porém, dificultando a extração dessas informações pelo computador. Esse tipo de representação é conhecida como representação simbólica ou de alto nível. Através delas é possível atribuir semântica ao que está sendo visualizado em uma imagem, sendo esse o seu grande diferencial.

No capítulo 2 foram descritas as principais técnicas utilizadas para representação do conhecimento visual. Atualmente, uma das técnicas mais utilizadas tem sido a de anotação de imagens, por ser simples de ser implementada e apresentar resultados satisfatórios. No entanto, essa técnica apresenta algumas complicações, como, por exemplo, a necessidade de intervenção do usuário na atribuição de rótulos às imagens e a possível descrição de forma distinta da mesma imagem quando realizada por pessoas diferentes. O uso de ontologias apresenta algumas vantagens sobre essa abordagem, pois uma ontologia de representação quando utilizada em conjunto com uma ontologia de domínio permite um modelo mais representativo do conhecimento daquele domínio ao mesmo tempo que formaliza os possíveis valores a serem utilizados na descrição de uma imagem, evitando, desta maneira, ambigüidades na descrição quando realizada por pessoas diferentes. Além disso, o uso de ontologias auxilia para que a representação das informações existentes em uma imagem, seja realizada de forma automática. Para que isso ocorra é necessário ter acesso a características de baixo nível da imagem. Por esse motivo, várias abordagens para representação do conhecimento visual fazendo uso de ontologias são propostas através da utilização de níveis de abstração do conhecimento representado.

Este trabalho propôs a representação de conhecimento visual fazendo uso de ontologias e de diferentes níveis de abstração. Propomos uma abordagem em três níveis, onde o primeiro é utilizado para representar dados referentes a características de baixo nível da imagem, extraídas através de técnicas de processamento de imagens; o segundo nível é utilizado para representar elementos presentes na imagem, segundo o nível de atenção por eles atraído; e o terceiro diretamente ligado ao domínio de aplicação, permitindo obter uma interpretação semântica do que está sendo visualizado. Este trabalho apresenta o diferencial de propor uma camada de abstração relacionada a atenção visual. Como discutido no capítulo 3, o ser humano ao observar uma cena, é atraído por determinados elementos, que devido suas características atraem o foco do seu olhar. A seleção dos objetos da imagem depende do conhecimento do observador e do problema a ser resolvido. A representação dessas informações, permite que, a partir

de uma imagem, sejam capturados os objetos principais e aqueles que formam o fundo da imagem, possibilitando, desta maneira, que a busca por informações em uma imagem seja facilitada, pois não são simplesmente extraídos os objetos da imagem e estes mapeados para uma classe da ontologia de domínio, mas sim mapeados primeiramente para o nível de atenção visual. Desta forma, torna-se mais simples, por exemplo, fazer uma busca em um banco de imagens por aquelas que contenham uma pessoa (objeto principal) em um determinado ambiente (fundo).

A abordagem em três camadas proposta não apresenta dependência entre elas. Com o objetivo de manter esta independência, foi adicionado a cada classe definida na ontologia de representação, um identificador único. Esses identificadores permitem a utilização de bases de dados que realizam o relacionamento entre os indivíduos de uma camada com os indivíduos de outra. Dessa maneira, é garantida a reusabilidade da abordagem, podendo ser aplicada em outros domínios, bastando para isso alterar o nível da ontologia de domínio.

Para verificar a validade da abordagem, foi definida uma ontologia de representação para ser utilizada no domínio da Petrografia Sedimentar. A ontologia proposta busca resolver o problema da extração do grau de compactação de uma rocha reservatório. Para isso, foram estudadas as técnicas utilizadas por geólogos na realização desta tarefa. Essas foram explicadas no capítulo 4. Focamos principalmente em duas técnicas: a de extração do grau de compactação segundo os tipos de contatos existentes numa imagem de lâmina de rocha e na técnica de verificação do volume perdido entre os seus grãos. Através delas verificamos as características necessárias para representar os elementos das imagens neste domínio, e as relações existentes entre eles que também devem ser representadas para inferir o grau de compactação. As classes, atributos e relações necessárias foram definidas na ontologia de representação exibida no capítulo 5.

Para validação da ontologia proposta, foi implementado um sistema que utiliza a ontologia e aplica sobre ela um método de raciocínio visando extrair o grau de compactação da rocha que está sendo analisada. Para o processamento da imagem pelo sistema é necessário que além da imagem original da lâmina de rocha, seja também dado como entrada a imagem da rocha já segmentada e a imagem que contém sua escala. Para nossos testes as segmentações das imagens foram realizadas de forma manual. Isso se deve ao fato de atualmente não existir um algoritmo que realize uma boa segmentação de imagens do tipo que estamos tratando. As imagens de lâminas de rochas são complexas, apresentando texturas irregulares que acabam por dificultar a separação dos objetos. Além disso, uma separação de objetos levando em consideração apenas a cor deles pode não ser adequada, uma vez que esta cor é alterada dependendo da confecção da lâmina e da qualidade da captura da foto. Tendo as imagens necessárias, o sistema realiza uma identificação de objetos, podendo essa ser modificada pelo usuário. A identificação baseia-se na cor e formato dominante de cada objeto, podendo em alguns casos resultar numa classificação equivocada, por isso a necessidade de intervenção do usuário. A definição das relações entre os elementos da imagem também é realizada de forma manual. Essas informações são carregadas na ontologia proposta e processadas pelo método de raciocínio, que exhibe a inferência do grau de compactação para o usuário.

A realização de etapas manuais para segmentação e descrição sistemática de contatos no processo aqui definido não invalida a proposta deste trabalho. A segmentação de imagens de rochas vem sendo foco de estudo em inúmeros trabalhos que devem contribuir para a automatização desta tarefa. Por sua vez, a descrição

sistemática de rochas-reservatório é um processo estabelecido na indústria de petróleo e recebe o suporte de sistemas para ser realizado com a qualidade necessária.

Doze imagens de lâminas de rochas foram descritas utilizando o sistema implementado, sendo cada duas imagens pertencentes a uma rocha. Os valores obtidos como resposta foram confrontados com a análise das mesmas rochas realizada por um geólogo. Como resultado tivemos que aplicação da técnica de extração do grau de compactação levando em consideração os tipos de contatos coincidiu com os resultados exibidos pelo geólogo. Para três amostras, fazendo uso da técnica de verificação do volume intergranular perdido, obtivemos resultados diferentes. Um dos motivos dessa diferença se deve ao intervalo de valores estipulado para classificação do empacotamento, onde a rocha classificada inadequadamente ficou próxima ao limiar de sua correta classificação. O ajuste desses limites é foco do refinamento dos modelos de conhecimento do sistema. O outro motivo da disparidade de resultados foi a segmentação realizada de forma incorreta onde alguns grãos e poros foram segmentados como sendo um único elemento, no caso poro, devido à características semelhantes.

Através da validação, ficou claro que realizando a automatização de algumas tarefas, como, por exemplo, segmentação e detecção de relacionamentos, a abordagem proposta pode facilitar e acelerar o processo de descoberta do grau de compactação de uma rocha, o que é de grande importância para verificação da qualidade de rochas-reservatório. A formalização do processo permite definir padrões corporativos para a avaliação de compactação de rochas, o que é essencial para o estudo de grandes campos petrolíferos onde centenas de amostras são correlacionadas para estimar a produção potencial do campo.

## 7.1 Sugestões para trabalhos futuros.

Uma das questões que é de grande importância para a automatização da abordagem proposta nesse trabalho é a segmentação. Mostramos aqui as dificuldades presentes nesta tarefa e a inexistência de algoritmos que segmentem imagens naturais, como as de lâminas de rochas, com uma qualidade aceitável, de forma a separar os objetos adequadamente e apresentar os formatos dos seus contatos. Portanto, a definição de um algoritmo que permita realizar a segmentação de imagens naturais com as características esperadas representaria um grande avanço para a automatização da representação do conhecimento visual.

O sistema desenvolvido pode ser melhorado automatizando a detecção dos tipos de contatos existentes entre os grãos de rochas. Essa automatização pode ser realizada transformando os grãos em polígonos e verificando o comportamento dos pontos que são comuns a dois grãos, de forma semelhante a realizada neste trabalho para descoberta do formato dominante de cada objeto. Também podem ser alterados os algoritmos de inferência do grau de compactação da rocha para que apresentem o resultado fazendo uso de probabilidades *fuzzy*, evitando assim problemas como o ocorrido de o valor calculado para uma amostra de rocha ficar próximo ao limiar que separa duas classificações e ser classificada de forma inapropriada.

No presente trabalho não foi implementada uma solução para verificar se a distribuição dos tipos de contatos numa imagem de lâmina de rocha é homogênea ou heterogênea. Como explicado no capítulo 4, a determinação da heterogeneidade na distribuição de um tipo de contato, pode determinar se o resultado obtido como grau de compactação da rocha é válido ou não. Para realizar essa verificação, a imagem pode ser

dividida em tiras de igual tamanho tanto no sentido do eixo “x” quanto no sentido do eixo “y”, permitindo verificar se a quantidade de contatos de um determinado tipo em cada tira é semelhante. O problema envolvido nessa abordagem é a definição do tamanho de cada tira.

Por fim, sugerimos a utilização da abordagem proposta em outros domínios, como, por exemplo, o domínio da Medicina ou Biologia, visando a utilização da ontologia proposta para descrição dos elementos presentes em imagens desses domínios e aplicação de métodos de raciocínio sobre essa ontologia para realização de inferências da área.

## REFERÊNCIAS

ABEL, M. **Estudo da perícia em petrografia sedimentar e sua importância para a engenharia de conhecimento**. 2001. 239 p. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) - Instituto de Informática, UFRGS, Porto Alegre, Brasil.

ABEL, M. et al. How to model visual knowledge: a study of expertise in oil-reservoir evaluation. In: INTERNATIONAL CONFERENCE AND WORKSHOP ON DATABASE AND EXPERT SYSTEMS APPLICATIONS, DEXA, 15., 2004, Zaragoza, Spain. **Database and Expert Systems Applications: proceedings**. Berlin: Springer-Verlag, 2004. v.1, p. 455-464.

BAADER, F. et al. **The Description Logic Handbook: Theory, Implementation and Applications**. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.

BEARD, D. C.; WEYL, P. K. Influence of texture on porosity and permeability of unconsolidated sand. **Am Assoc. Petrol. Geol. Bull.**, Tulsa, v. 57, n. 2, p. 349-369, 1973.

BERTINO, E.; ELMAGARMID, A. K.; HACID, M.-S. A Knowledge-Based Approach to Visual Information. **Journal of Intelligent Information Systems**, Boston, v. 19, n. 3, p. 319-341, 2002.

BIMBO, A. D. **Visual Information Retrieval**. San Francisco, California: Morgan Kaufmann Publishers, 1999.

BORST, W. N. **Construction of Engineering Ontologies for Knowledge Sharing and Reuse**. 1997. 227 p. Tese - Centre for Telematica and Information Technology, University of Twente, Enschede, The Netherlands.

CALVANESE, D. et al. Description Logic Framework for Information Integration. In: INT. CONF. ON THE PRINCIPLES OF KNOWLEDGE REPRESENTATION AND REASONING, KR, 6., 1998. **Proceedings...** [S.l.:s.n.], 1998, p. 2-13.

CATER, K.; CHALMERS, A.; WARD, G. Detail to Attention: Exploiting Visual Tasks for Selective Rendering. In: EUROGRAPHICS SYMPOSIUM ON RENDERING, 2003. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2003. p. 270-280.

DIÓGENES, A. N.; HOFF, E. A.; FERNANDES, C. P. Grain size measurement by image analysis: An application in the cerâmica and in the metallic industries. In:

INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, 18., 2005, Ouro Preto, MG. **Proceedings...** Rio de Janeiro: ABCM, 2005. p. 7.

EHRENBERG, S. N. Measuring sandstone compaction from modal analyses of thin Seções: How to do it and what the results mean. **Journal of Sedimentary Research**, Tulsa, v. A65, n. 2, p. 369-379, 1995.

ENSER, P. Visual image retrieval: seeking the alliance of concept-based and content-based paradigms. **Journal of Information Science**, London, v. 26, n. 4, p. 199-210, Aug. 2000.

FARIN, D. et al. Corridor scissors: a semiautomatic segmentation tool employing minimum-cost circular paths. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, ICIP, 2004, Singapore. **Proceedings...** Piscataway, NJ: IEEE, 2004. v.2, p. 1177-1180.

FENSEL, D. et al. OIL in a nutshell. In: EUROPEAN WORKSHOP ON KNOWLEDGE ACQUISITION, MODELING, AND MANAGEMENT, EKAW, 12., 2000, Juan-Les-Pins, France. **Proceedings...** Berlin: Springer-Verlag, 2000. p. 1-16.

FU, H.; CHI, Z.; FENG, D. Attention-driven image interpretation with application to image retrieval. **Pattern Recognition**, Oxford, v. 39, n. 9, p. 1604-1621, 2006.

GAO, H.; SIU, W.-C.; HOU, C.-H. Improved Techniques for Automatic Image Segmentation. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, New York, v. 11, n. 12, p. 1273-1280, 2001.

GASPARI, H. C. D. et al. Determinação computacional da permeabilidade de rochas reservatório. In: CONEM, 3., 2004, Belém, PA. **Anais...** Rio de Janeiro: ABCM, 2004.

GÓMEZ-PÉREZ, A.; FERNÁNDEZ-LÓPEZ, M.; CORCHO, O. **Ontological Engineering**: with examples from the areas of Knowledge Management, e-Commerce and the Semantic Web. London, UK: Springer-Verlag, 2004.

GRUBER, T. R. Toward Principles for the Design of Ontologies Used for Knowledge Sharing. In: FORMAL ONTOLOGY IN CONCEPTUAL ANALYSIS AND KNOWLEDGE REPRESENTATION, 1993, Deventer, The Netherlands. **Proceedings...** [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 1993.

HARMELEN, F. V.; PATEL-SCHNEIDER, P. F.; HORROCKS, I. **Reference description of the DAML+OIL (March 2001) ontology markup language**. 2001. Disponível em: <<http://www.daml.org/2001/03/reference.html>>. Acesso em: dez. 2007.

HONG, D.; WU, J.-K.; SINGH, S. S. Refining image retrieval based on context-driven methods. In: IS&T / SPIE SYMPOSIUM ON ELECTRONIC IMAGING - SCIENCE AND TECHNOLOGY, 1999, San Jose, CA. **Proceedings...** Bellingham, WA: SPIE, 1999.

HOUSEKNECHT, D. W. Assessing the Relative Importance of Compaction Processes and Cementation to Reduction of Porosity in Sandstones. **The American Association of Petroleum Geologists Bulletin**, Tulsa, v. 71, n. 6, p. 633-642, 1987.

HUDELLOT, C. **Towards a Cognitive Vision Platform for Semantic Image Interpretation**; Application to the Recognition of Biological Organisms. 2005. Tese - Université de Nice, Sophia Antipolis.

IYATOMI, H.; HAGIWARA, M. Scenery image recognition and interpretation using fuzzy inference neural networks. **Pattern Recognition**, Oxford, v. 35, n. 8, p. 1793-1806, 2002.

LIENHARDT, P. Topological models for boundary representation: a comparison with n-dimensional generalized maps. **Computer-Aided Design**, Oxford, v. 23, n. 1, p. 59-82, 1991.

LOWE, D. G. Three-Dimensional Object Recognition from Single Two-Dimensional Images. **Artificial Intelligence**, Essex, v. 31, n. 3, p. 355-395, 1987.

M.WOLFE, J.; HOROWITZ, T. S. What attributes guide the deployment of visual attention and how do they do it? **Nature Reviews Neuroscience**, London, v. 5, n. 6, p. 495-501, 2004.

MAILLOT, N. **Ontology Based Object Learning and Recognition**. 2005. Tese - Université de Nice, Sophia Antipolis.

MASTELLA, L. S. et al. Cognitive Modelling of Event Ordering Reasoning in Imagistic Domains. In: IJCAI, 19., 2005, Edinburgh, UK. **Proceedings...** Denver: Professional Book Center, 2005. p. 528-533.

MCGUINNESS, D. L.; HARMELEN, F. V. **OWL Web Ontology Language Overview**. Disponível em: <<http://www.w3.org/TR/owl-features/>>. Acesso em: dez. 2007.

MCGUINNESS, D. L.; WRIGHT, J. R. Conceptual modelling for configuration: A description logic-based approach. **Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing**, London, v. 12, n. 4, p. 333-344, 1998.

MEGHINI, C.; SEBASTIANI, F.; STRACCIA, U. Reasoning about the Form and Content of Multimedia Objects. In: AAAI SPRING SYMPOSIUM ON THE INTELLIGENT INTEGRATION AND USE OF TEXT, IMAGE, VIDEO AND AUDIO CORPORA, 1997. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 1997. p. 89-94.

MEUR, O. L. et al. A Coherent Computational Approach to Model Bottom-Up Visual Attention. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 28, n. 5, p. 802-817, 2006.

MEZARIS, V.; KOMPATSIARIS, I.; STRINTZIS, M. G. Region-Based Image Retrieval Using an Object Ontology and Relevance Feedback. **EURASIP Journal on Applied Signal Processing**, Akron, Ohio, n. 6, p. 886-901, 2004.

NETTO, A. S. T. **Manual de Sedimentologia**. Salvador-BA, Brazil: PETROBRAS-SEPES-DIVEN, 1980. 194 p.



- NONAKA, I.; TAKEUCHI, H. **The Knowledge-Creating Company** : How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation. New York: Oxford University Press, 1995. 304 p.
- OGIELA, M. R.; TADEUSIEWICZ, R. Artificial intelligence structural imaging techniques in visual pattern analysis and medical data understanding. **Pattern Recognition**, Oxford, v. 36, p. 2441-2452, 2003.
- PERONA, P.; MALIK, J. Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 12, p. 629-639, 1990.
- RANDELL, D. A.; CUI, Z.; COHN, A. A Spatial Logic Based on Regions and Connection. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE REPRESENTATION AND REASONING, 3., 1992. **Proceedings...** San Francisco: Morgan Kaufmann, 1992. p. 165-176.
- ROWE, N. C. Exploiting captions for Web data mining. In: SCIME, A. **Web Mining: Applications and Techniques**. Hershey, PA: Idea Group Publishing, 2005. p. 119-144.
- SCHOBBER, J.-P.; HERMES, T.; HERZOG, O. PictureFinder: Description Logics for Semantic Image Retrieval. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MULTIMEDIA AND EXPO, ICME, 2005. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2005. p. 1571-1574.
- SCHREIBER, A. T. et al. Ontology-Based Photo Annotation. **IEEE Intelligent Systems**, Los Alamitos, v. 16, n. 3, p. 66-74, 2001.
- SCHREIBER, G. et al. **Knowledge Engineering and Management: The CommonKADS Methodology**. Cambridge: The MIT Press, 2000.
- SHI, J.; MALIK, J. Normalized Cuts and Image Segmentation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 22, n. 8, p. 888-905, 2000.
- SILBERSCHATZ, A.; KORTH, H. F.; SUDARSHAN, S. **Sistemas de Bancos de Dados**. 5. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2006. 808 p.
- SILVA, L. A. D. L. **Aplicando Métodos de Solução de Problemas em Tarefas de Interpretação de Rochas**. 2001. 160 p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Instituto de Informática, UFRGS, Porto Alegre, RS.
- STUDER, R.; BENJAMINS, V. R.; FENSEL, D. Knowledge Engineering: Principles and Methods. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, New York, v. 25, n. 1-2, p. 161-197, 1998.
- SUNDSTEDT, V. et al. Top-Down Visual Attention for Efficient Rendering of Task Related Scenes. In: VISION, MODELLING AND VISUALIZATION, VMV, 2004. **Proceedings...** [S.l.:s.n.], 2004.
- TAYLOR, J. M. Poro-space Reduction in Sandstones. **The American Association of Petroleum Geologists Bulletin**, Tulsa, v. 34, n. 4, p. 701-716, 1950.

TUNCEL, E.; ONURAL, L. Utilization of the Recursive Shortest Spanning Tree Algorithm for Video-Object Segmentation by 2-D Affine Motion Modeling. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, [S.l.], v. 10, n. 5, p. 776-781, 2000.

WENTWORTH, C. K. A scale of grade and class terms for clastic sediments. **Journal of Geology**, Chicago, Ill., v. 30, p. 377-392, 1922.

WITHAGEN, P. J. **Object Detection and Segmentation for Visual Surveillance**. 2006. Dissertação - University of Amsterdam, Amsterdam, The Netherlands.

WOLFE, J. M. The Level of Attention: Mediating Between the Stimulus and Perception In: HARRIS, L. et al. **Levels of Perception**. New York: Springer, 2003. p. 169-191.

YIP, K.; ZHAO, F. Spatial Aggregation: Theory and Applications. **Journal of Artificial Intelligence Research**, San Francisco, v. 5, p. 1-26, 1996.

ZHANG, Y.-J. **Semantic-Based Visual Information Retrieval**. Beijing, China: IRM Press, 2006. 368 p.

## **ANEXO A IMAGENS DE LÂMINAS DE ROCHAS DESCRITAS E SUAS SEGMENTAÇÕES**

Este anexo apresenta as imagens das lâminas de rochas descritas neste trabalho fazendo uso da ontologia proposta, bem como suas segmentações.

**Amostra 01**

Amostra extraída do poço 7-AR-155-BA da Bacia do Recôncavo na Bahia, a uma profundidade de 2.658 m.

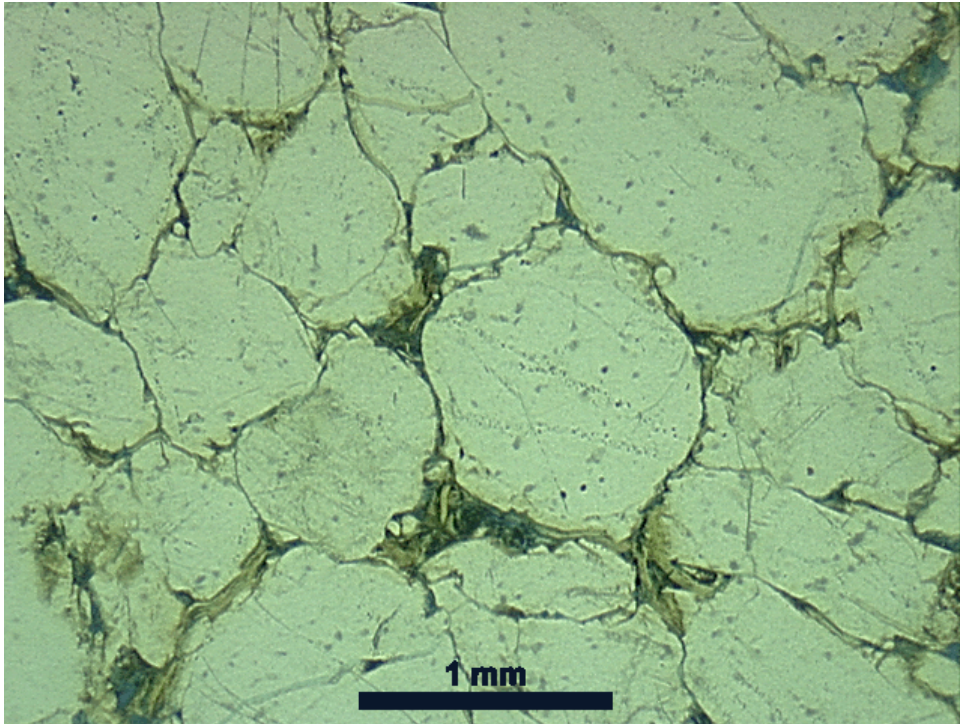


Imagem 01 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 25x)

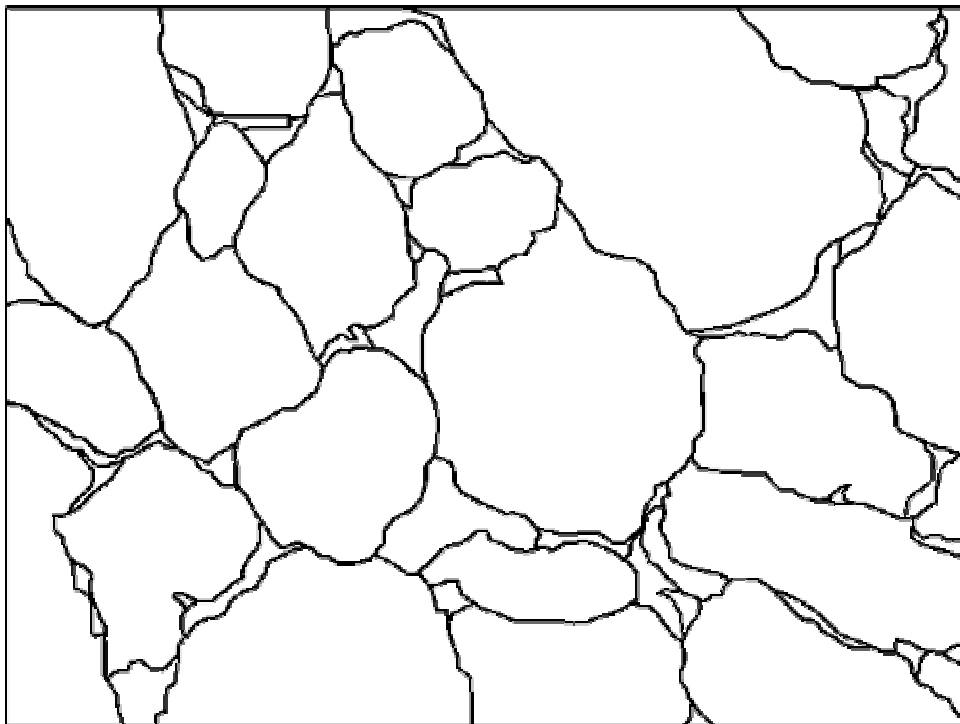


Imagem 01 – Segmentada

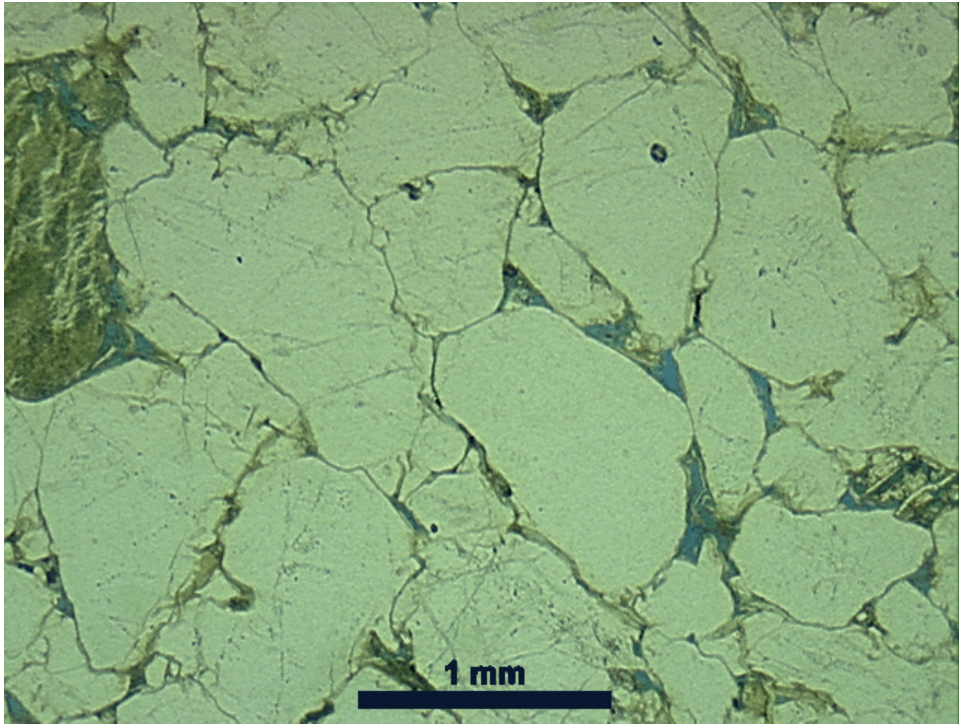


Imagem 02 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 25x)

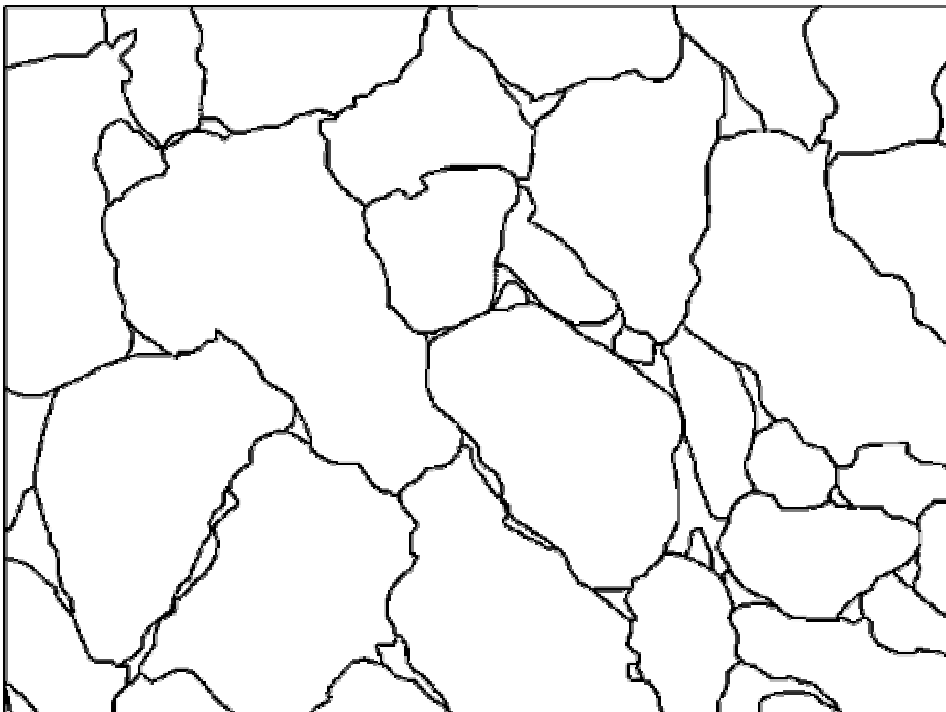


Imagem 02 – Segmentada

**Amostra 02**

Amostra extraída do poço 7-AR-155-BA da Bacia do Recôncavo na Bahia, a uma profundidade de 2.673,9 m.

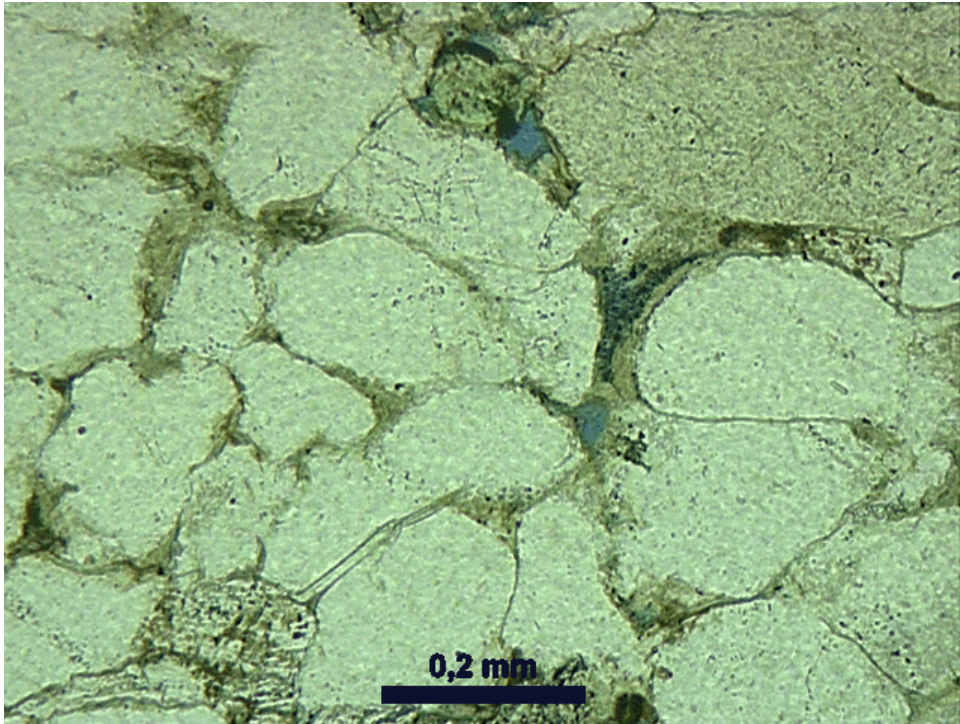


Imagem 01 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 100x)

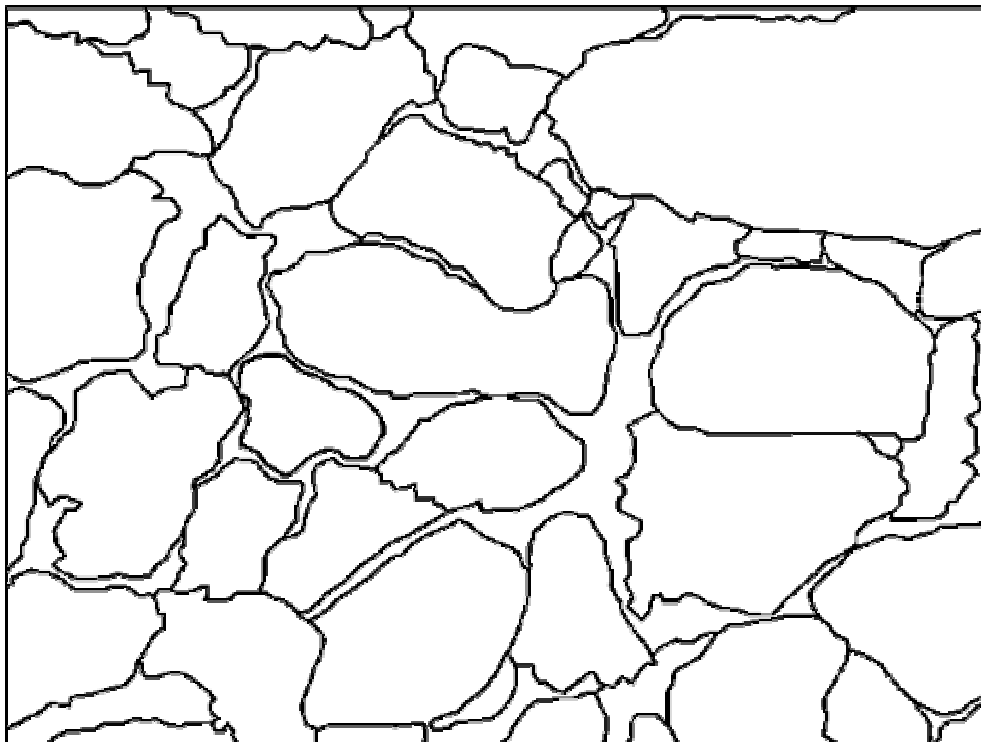


Imagem 01 – Segmentada

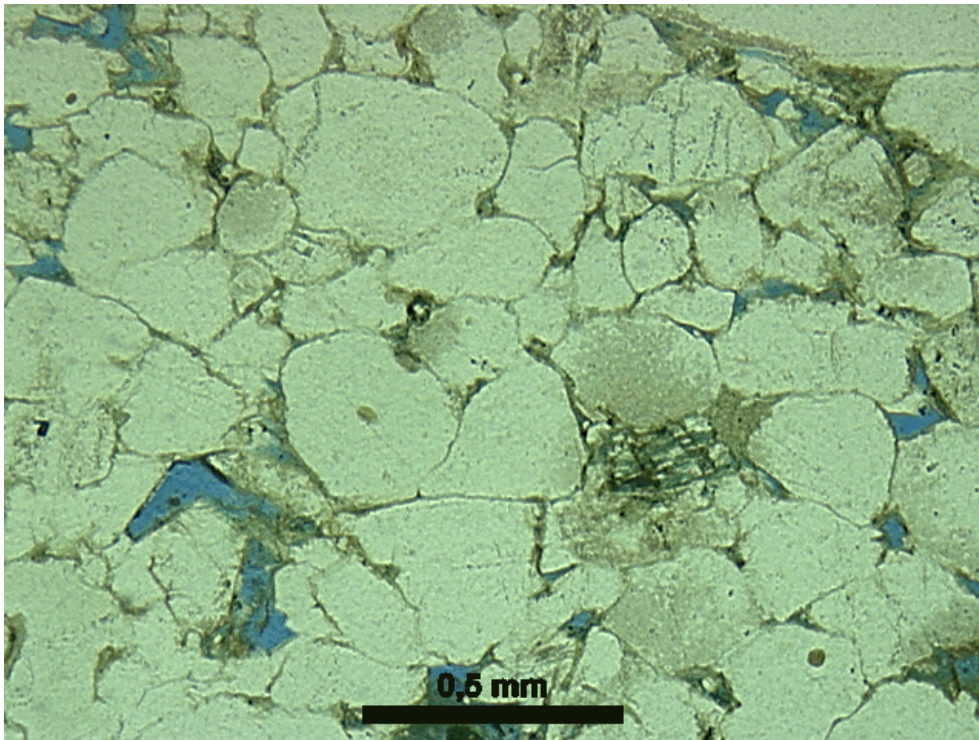


Imagem 02 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

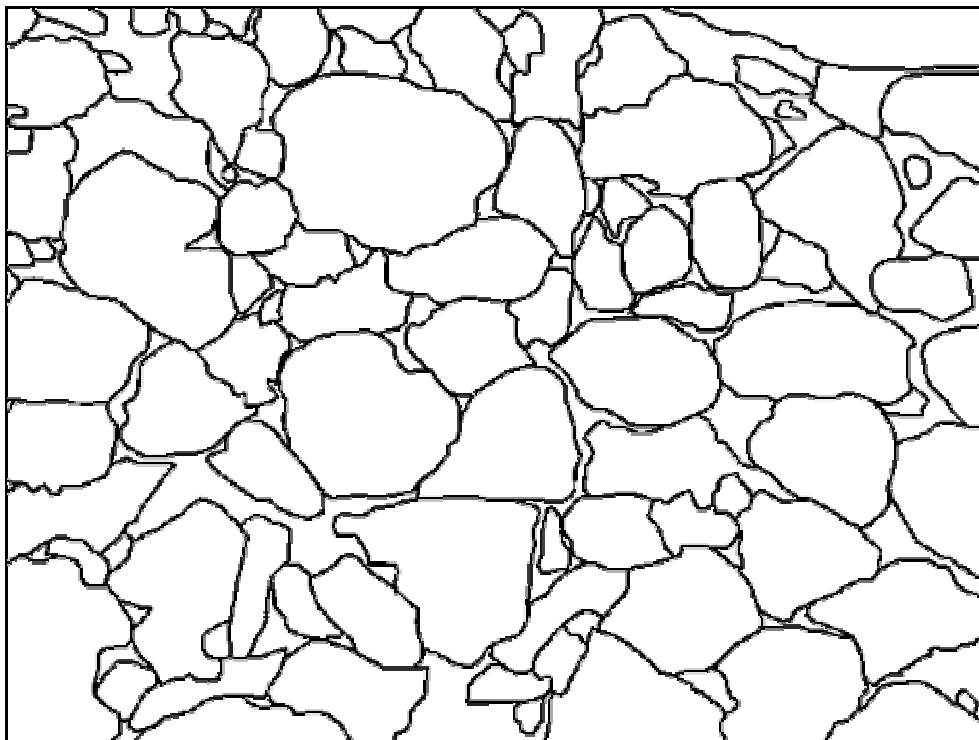


Imagem 02 – Segmentada

**Amostra 03**

Amostra de superfície do Campo de Araçás na Bacia do Recôncavo - Bahia.

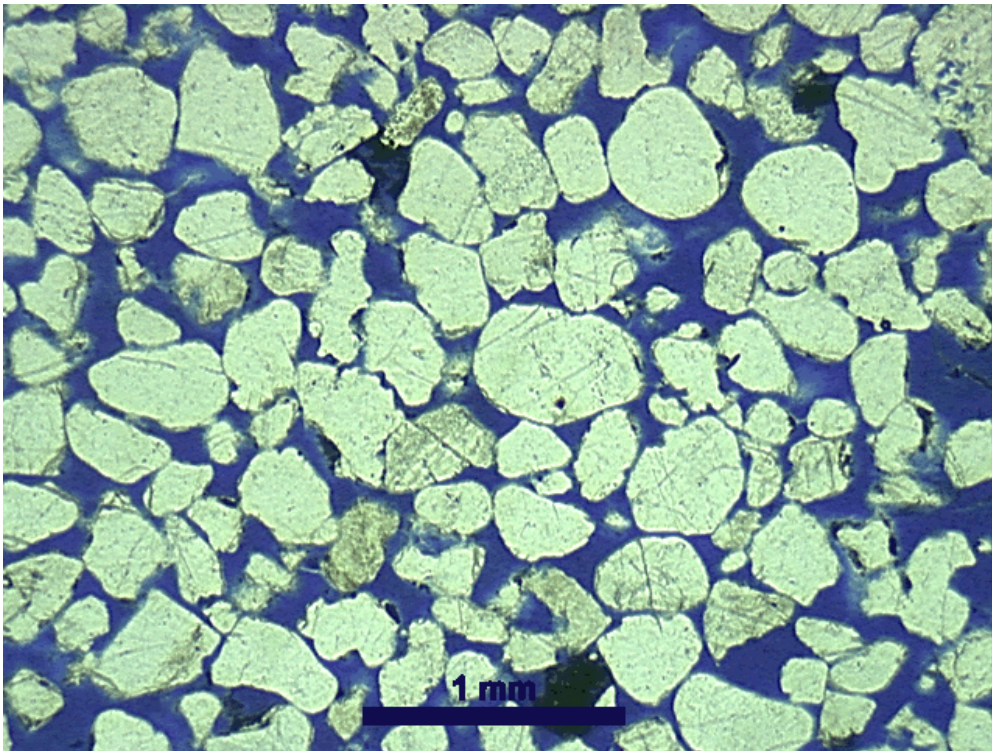


Imagem 01 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 25x)

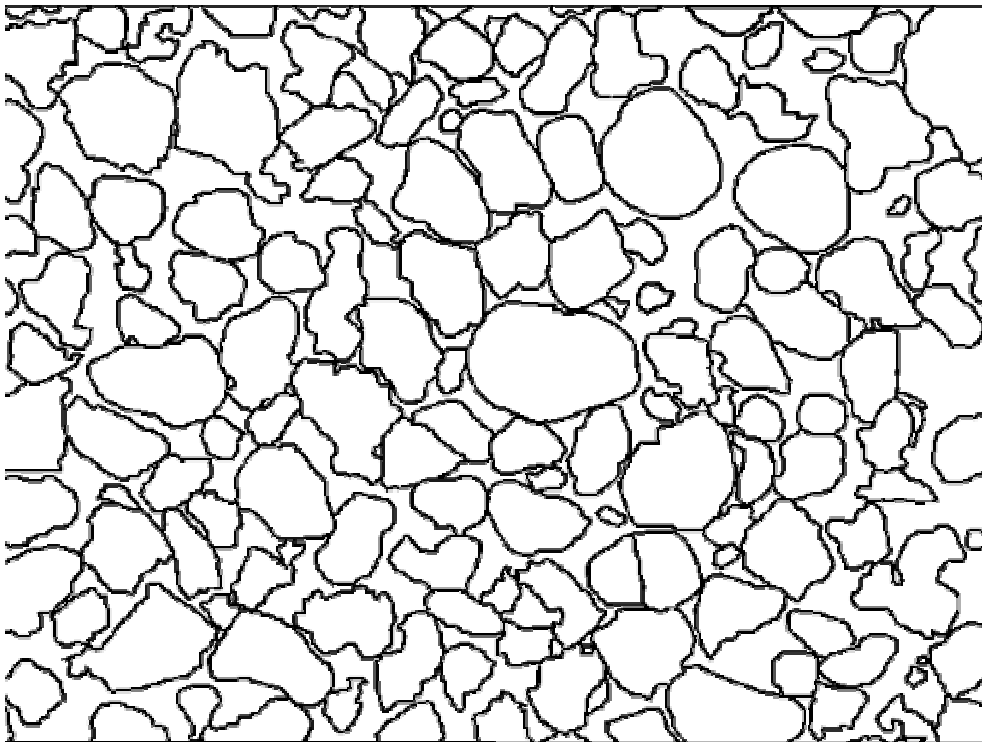


Imagem 01 – Segmentada



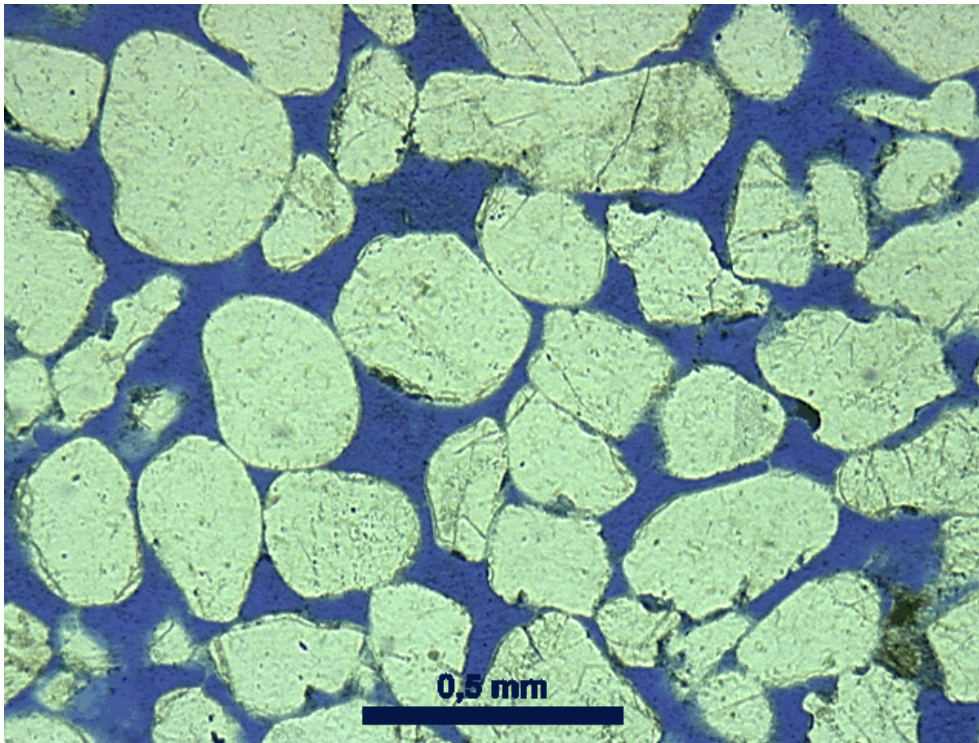


Imagem 02 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

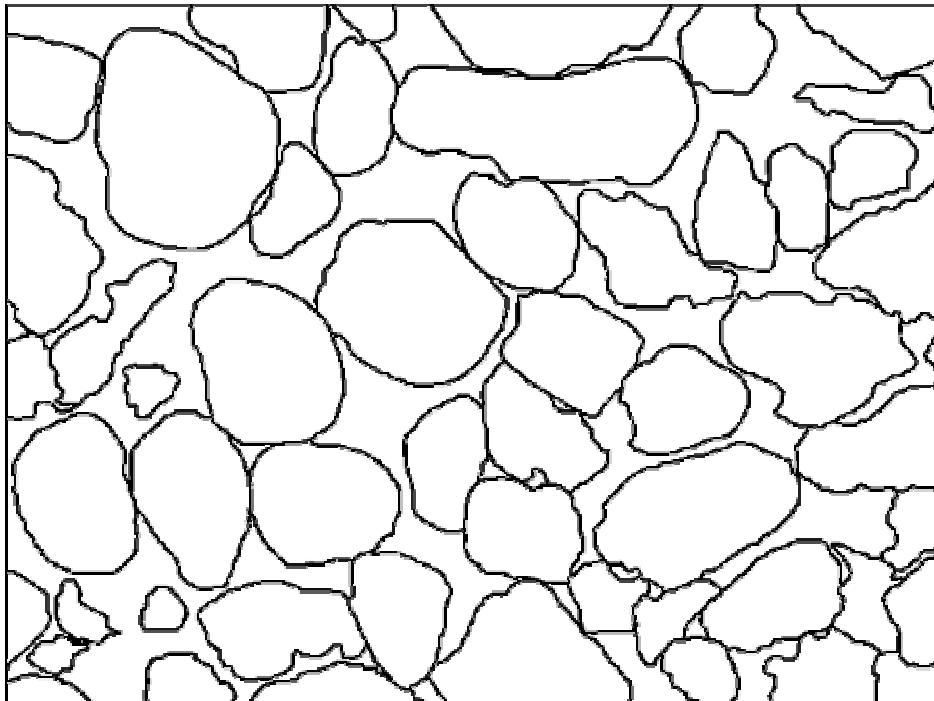


Imagem 02 – Segmentada

**Amostra 04**

Amostra extraída do poço 1-CH-1-BA da Bacia do Recôncavo na Bahia, a uma profundidade de 797,6 m.

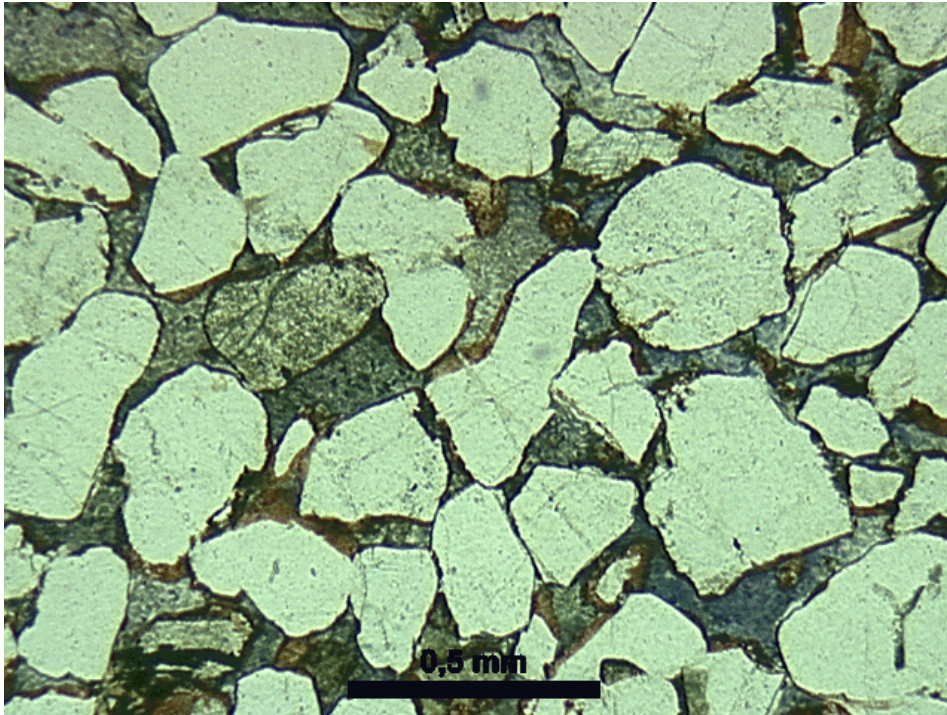


Imagem 01 – Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

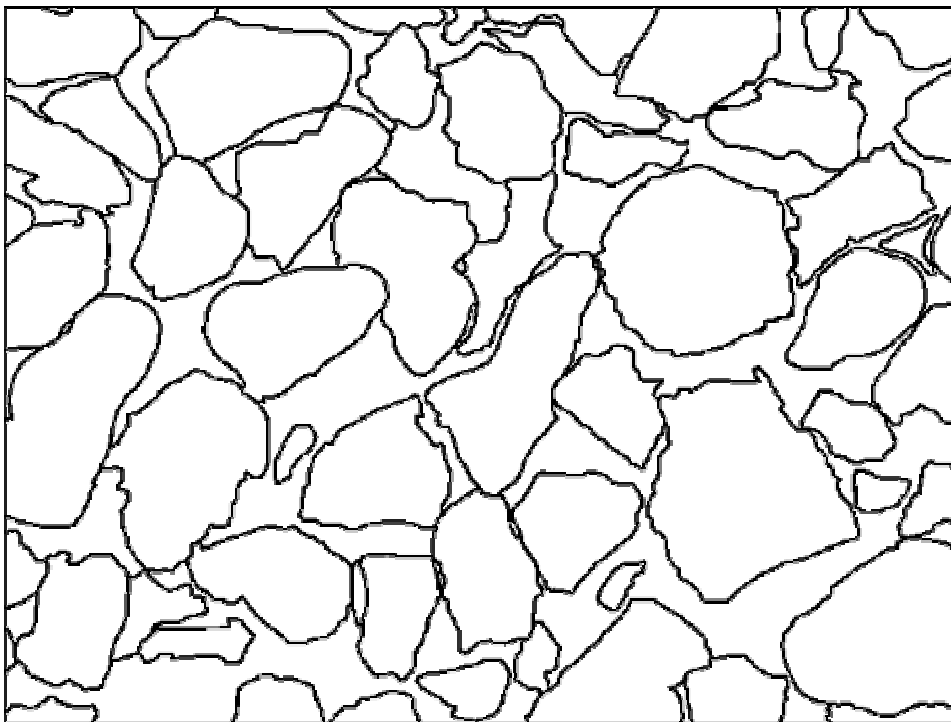


Imagem 01 – Segmentada

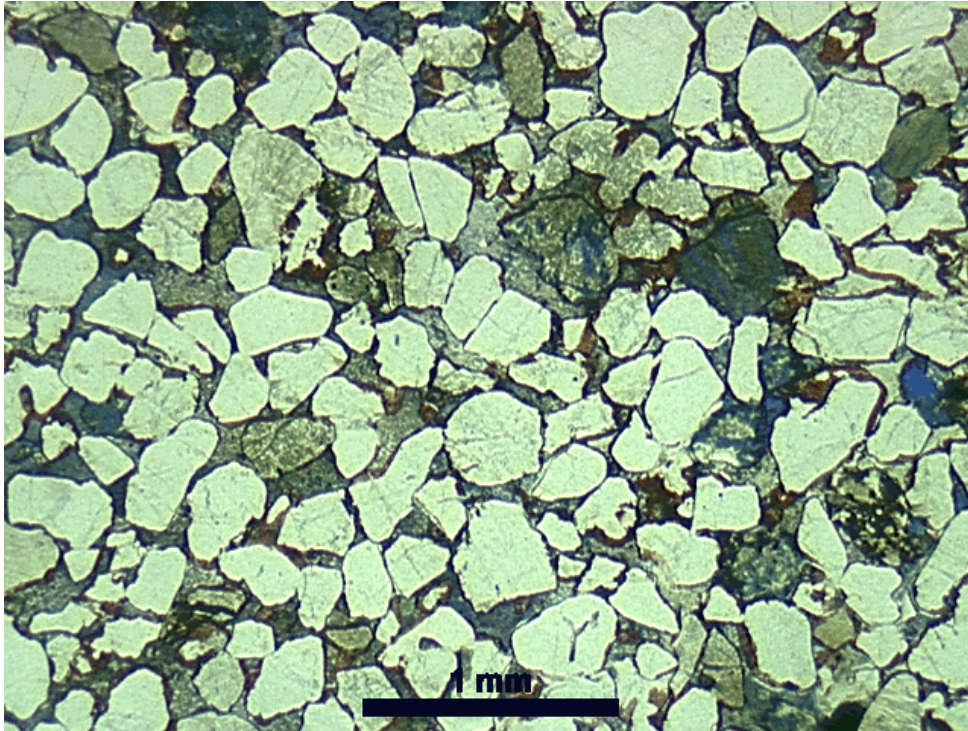


Imagem 02– Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 25x)

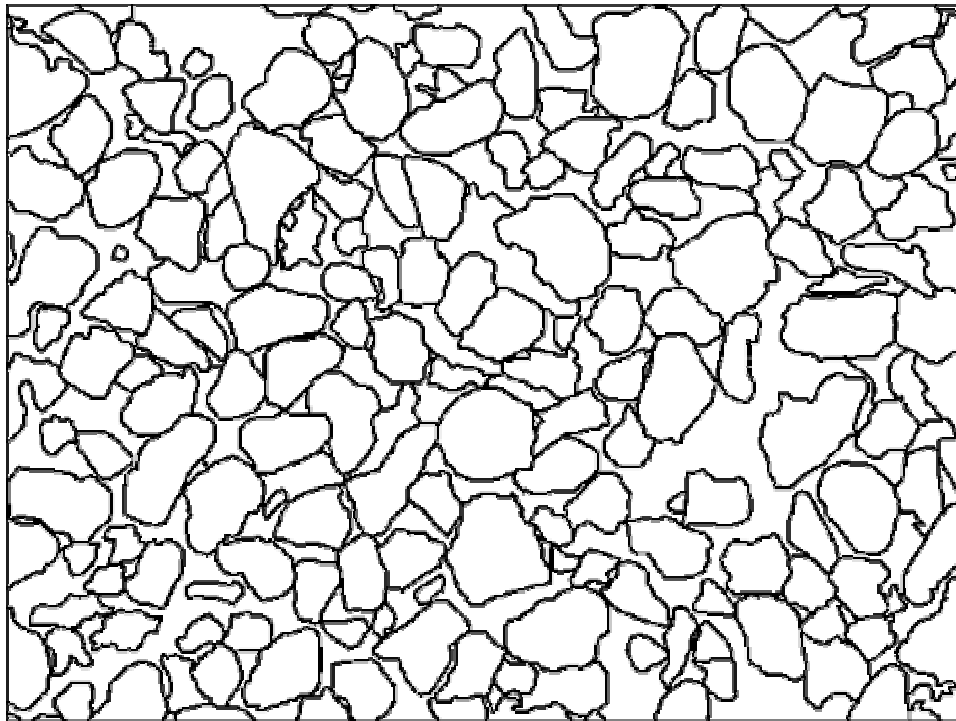


Imagem 02 – Segmentada

**Amostra 05**

Amostra extraída do poço 3-CON-7-BA da Bacia do Recôncavo na Bahia, a uma profundidade de 2642,0 m.

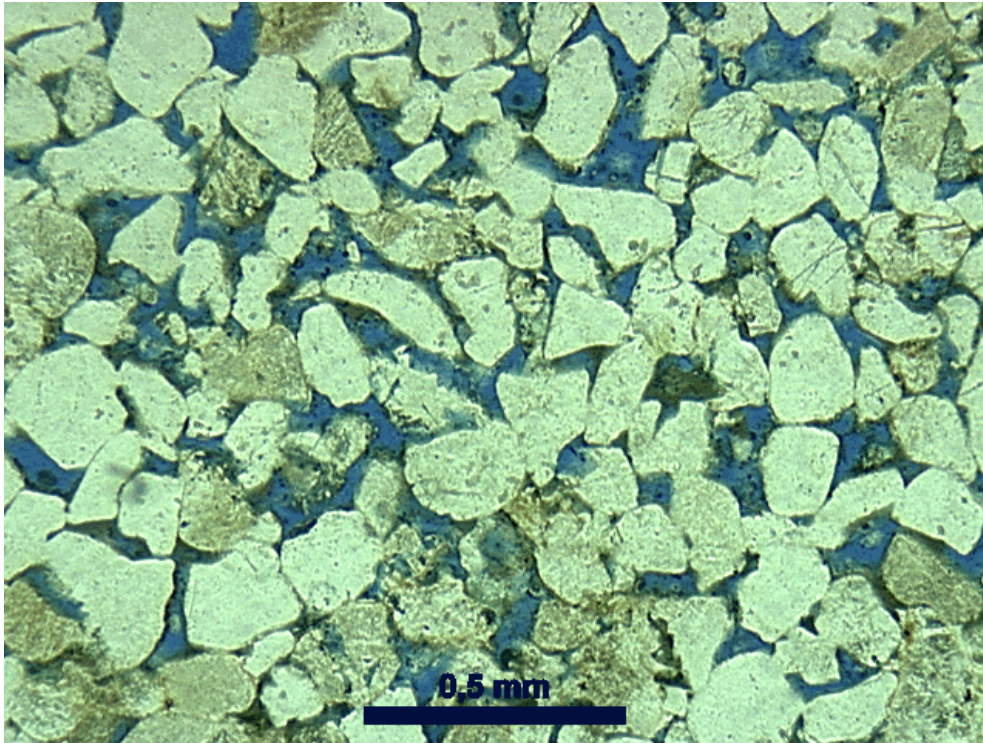


Imagem 01– Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

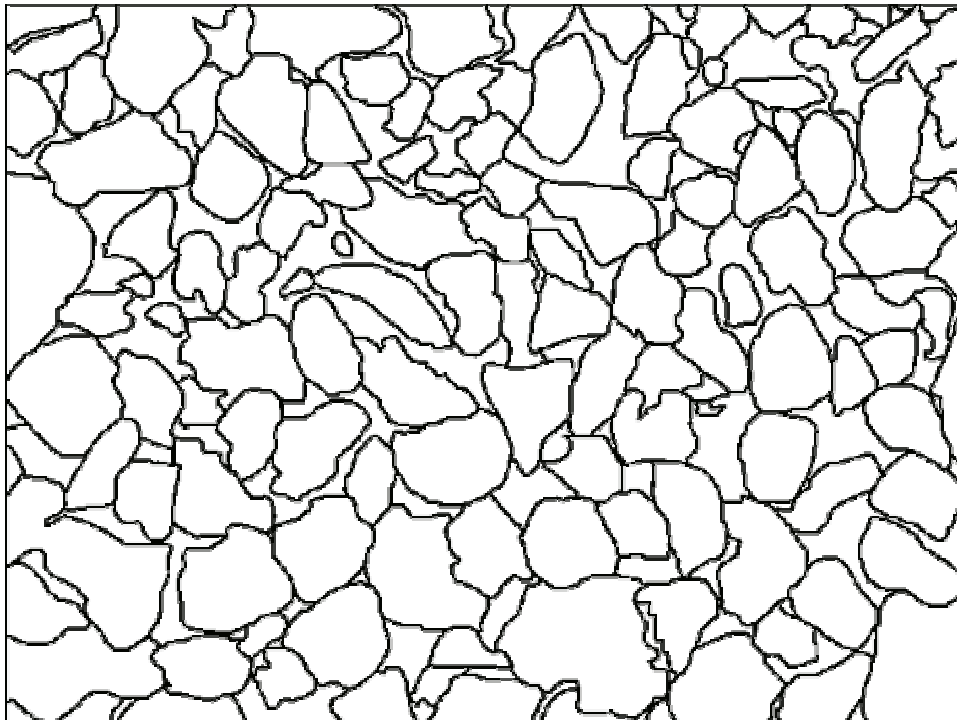


Imagem 01 – Segmentada

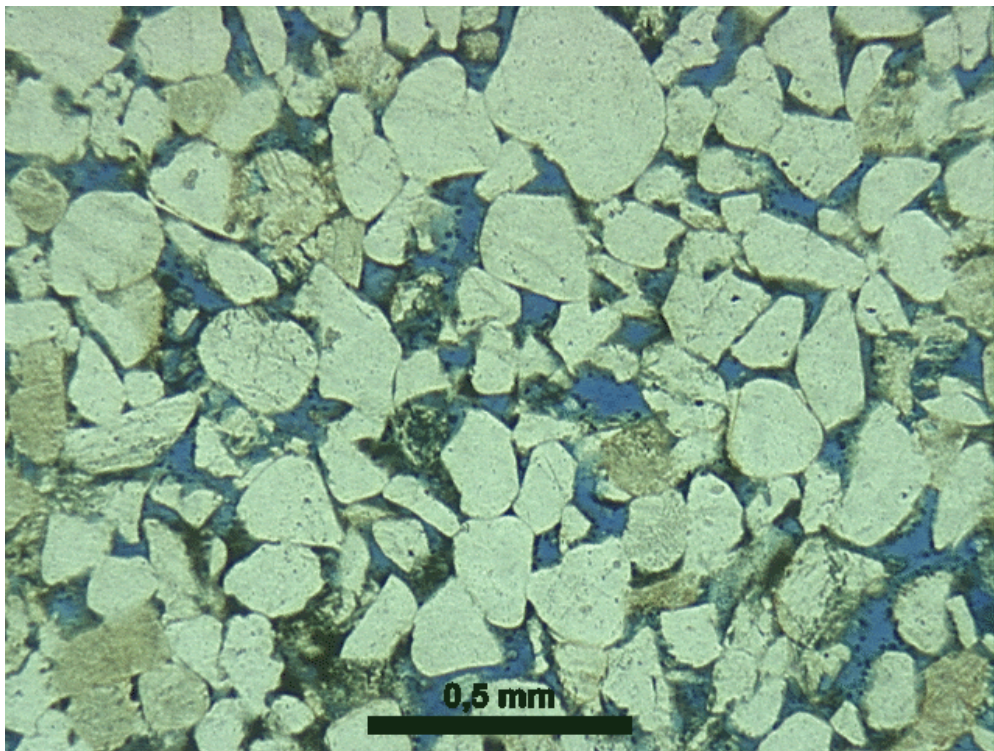


Imagem 02– Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

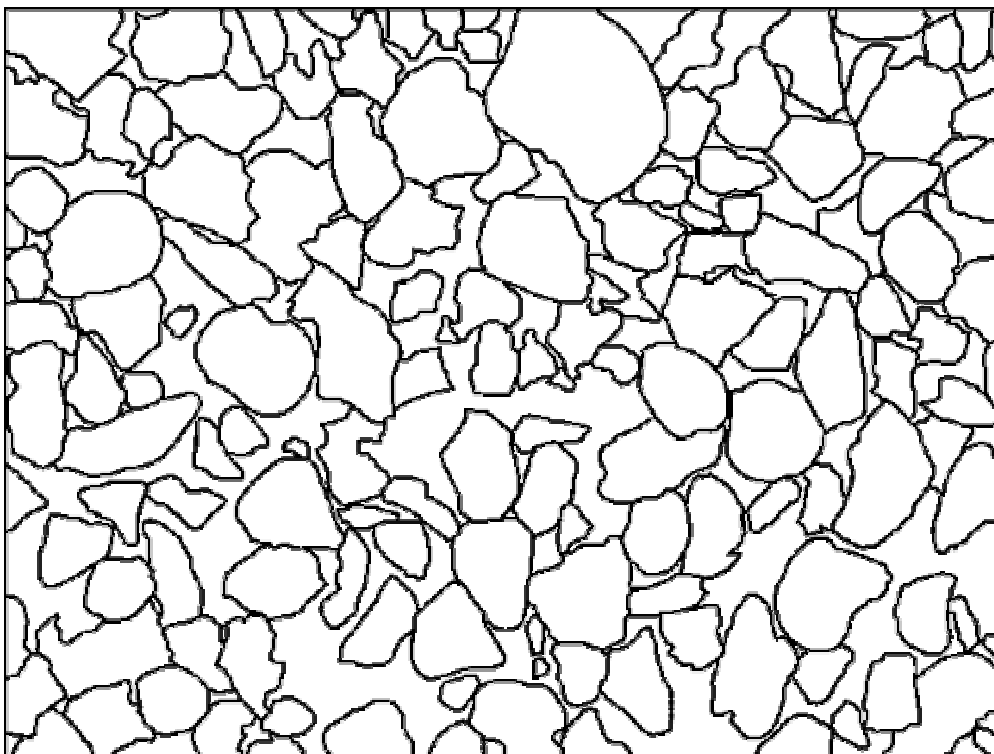


Imagem 02 – Segmentada

**Amostra 06**

Amostra extraída do poço 7-CRP-11-RJS da Bacia de Campos, offshore Rio de Janeiro, a uma profundidade de 3027,65 m.

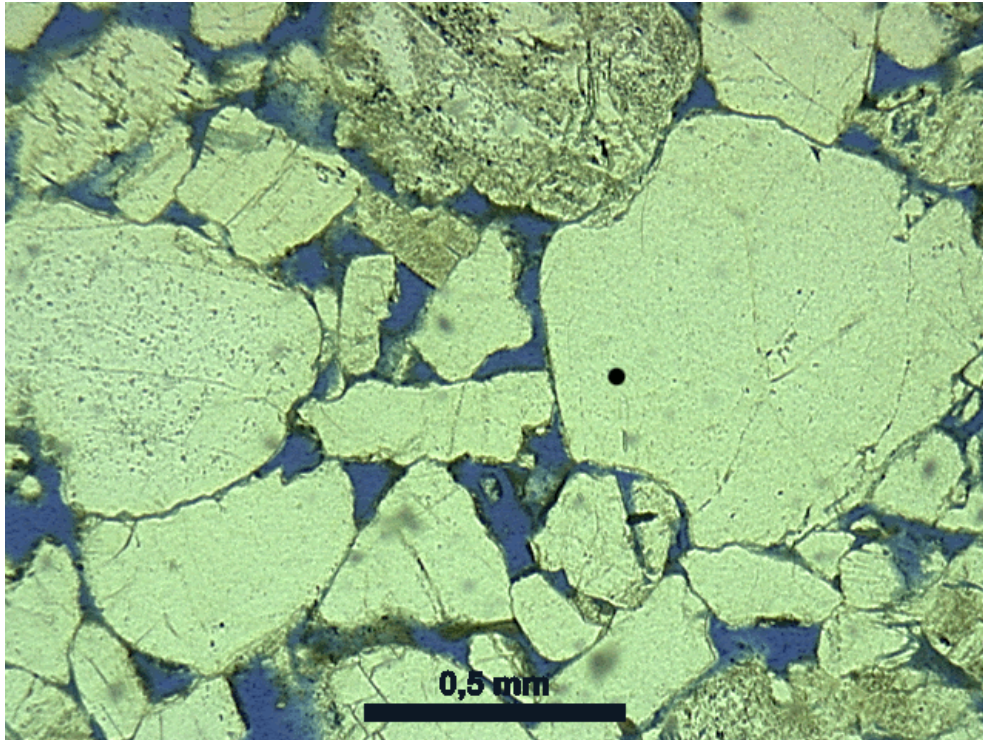


Imagem 01– Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

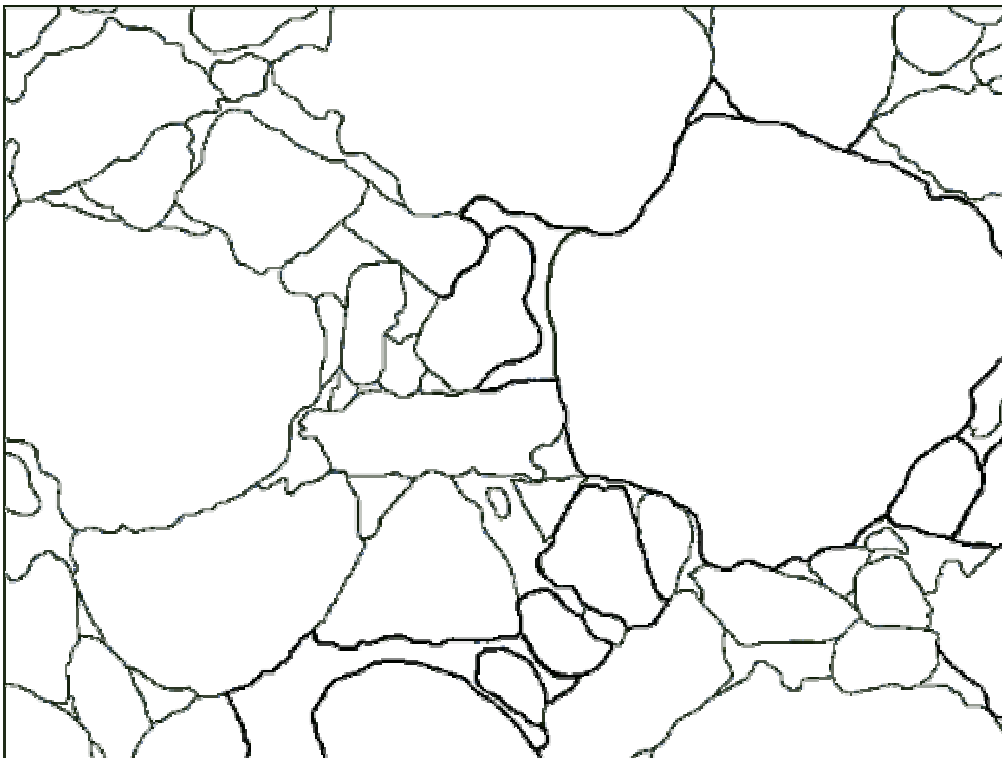


Imagem 01 – Segmentada

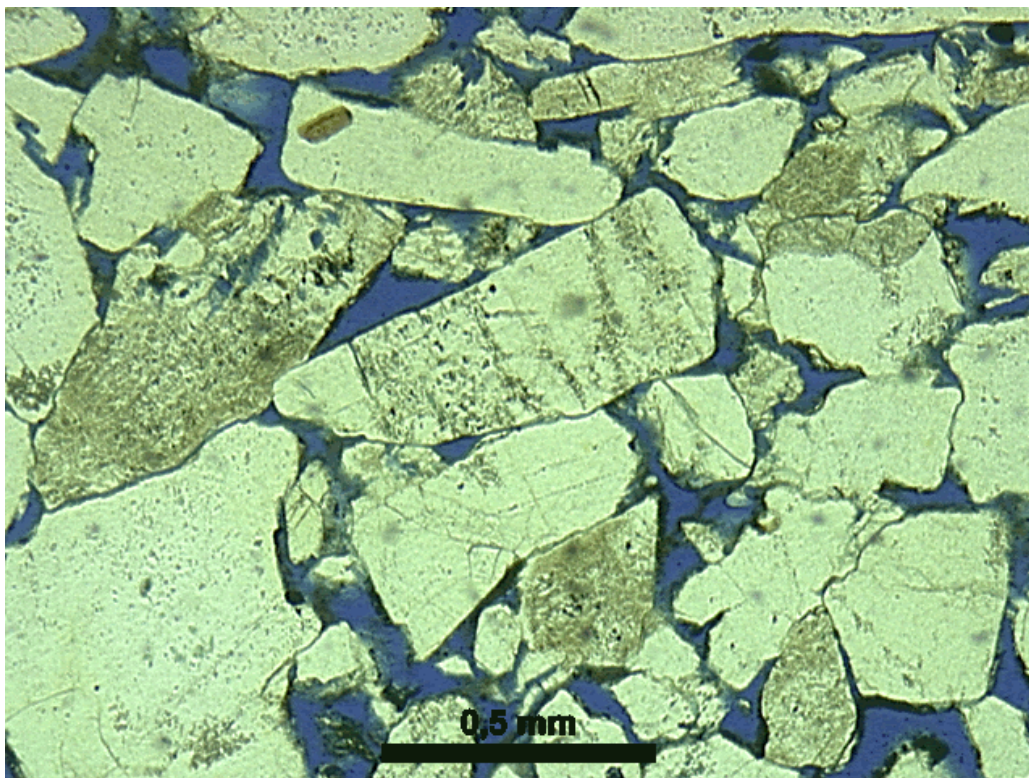


Imagem 02– Original (Extraída com luz não polarizada e aumento de 50x)

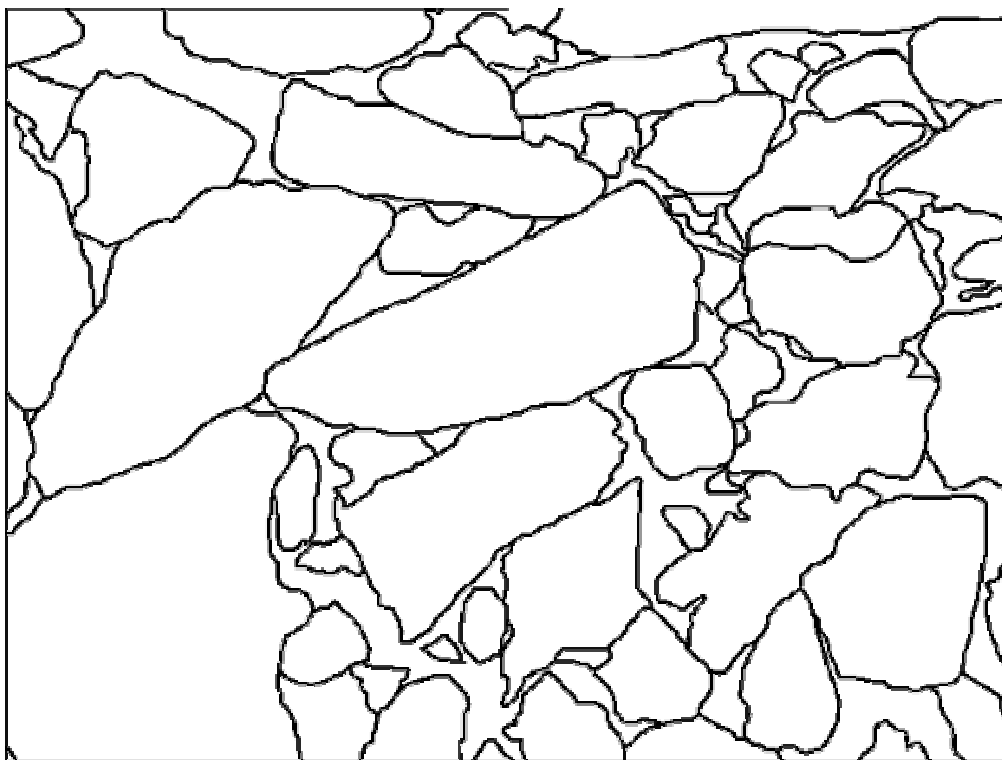


Imagem 02 – Segmentada