

# Avaliação de Bordas detectadas por Canny e pelo Software Ecognition: Um Estudo de Caso

Claudionor Ribeiro da Silva <sup>1</sup>  
João Batista Tavares Júnior <sup>2</sup>  
João Batista Ramos Côrtes <sup>3</sup>

UFPR - Depto. de Geomática  
81530-200 Curitiba PR  
[crs@ufpr.br](mailto:crs@ufpr.br) <sup>1</sup>  
[joaotavaresjunior@yahoo.com.br](mailto:joaotavaresjunior@yahoo.com.br) <sup>2</sup>  
[joao.b.cortes@gmail.com](mailto:joao.b.cortes@gmail.com) <sup>3</sup>

**Resumo** Apesar de antiga a técnica de extrair e/ou detectar bordas é um tema bastante pesquisado atualmente. Diante dos problemas apresentados pelas técnicas já existentes, como o deslocamento de bordas e extração de falsas bordas, esse trabalho busca comparar os resultados obtidos da aplicação de duas técnicas distintas com um produto gerado por operadores humanos. O produto elaborado manualmente pelo operador é usado como referência na comparação. A validação dos resultados é realizada por meio dos índices de acurácia do ponto de vista do produtor (omissão) e do ponto de vista do consumidor (comissão). Os resultados mostram a importância do conhecimento do operador na realização dessa tarefa.

**Palavras chaves:** Canny, eCognition, Feições Lineares

**Abstract:** Despite it is a old technique to extract or detect edges it is a subject researched today. Given the problems presented by existing techniques, such as the displacement of borders and extraction of false edges, this paper seeks to compare the results of applying two different techniques with a product generated by human operators. The product produced manually by the operator is used as reference for comparison. The validation of the results is carried out through rates of accuracy in terms of producer (default) and point of view (committee). The results show the importance of knowledge of the operator in achieving this task.

**Keywords:** Canny, eCognition, Linear Feature

## 1 Introdução

Estudos sobre a técnica de detecção de descontinuidades não são recentes. Mesmo antiga essa técnica ainda é intensamente aplicada no processamento de imagens. O uso incessante dessa técnica deve-se à grande aplicação em várias áreas do conhecimento, desde o artístico (fotografias) até o técnico científico, por exemplo, nas engenharias e medicina. Outra importância dessa técnica é que a informação derivada do seu processamento é base para a análise automática de imagens. Isto é, pode ser considerada uma fase prévia para outras técnicas, como a extração de feições e reconhecimento de padrão. Boochs e Heinz (1999), por exemplo, usaram um algoritmo para detectar pontos homólogos, em um par de fotos, visando uma posterior extração de objetos a partir do modelo gerado.

Existem três tipos diferentes de descontinuidades: pontos, linhas e bordas (Gonzalez/Woods, 2005). A forma de detecção de descontinuidades mais comum é por meio de convolução. O processo de convolução é a varredura da imagem com uma janela (ou máscara), computando a soma dos produtos dos coeficientes (ou pesos) pelos níveis de cinza contidos na região coberta pela máscara. No contexto dessa pesquisa, as descontinuidades a serem detectadas são as bordas de feições lineares, ou linhas de demarcação de campos de futebol.

O processo de detecção e/ou extração de feições em imagens digitais, como construções e quadras, não é uma tarefa simples (Santos/Tommaselli, 2002). Vários métodos para detecção de bordas têm sido propostos usando diferentes abordagens. Alguns detectores de bordas são elaborados considerando apenas informações intrínseca ao objeto, enquanto outros, mais robustos, consideram o incremento da informação contextual. No primeiro grupo estão os detectores de Canny e Sobel, criados especialmente para detectar bordas de objetos presentes em imagens digitais. No segundo grupo, encontra-se o software *ecognition*, desenvolvido por um grupo de pesquisadores alemães. Esse software não foi desenvolvido especificamente para detectar bordas, entretanto, ao desempenhar sua principal função, a segmentação, indiretamente ele define as bordas do objeto segmentado. O presente estudo apóia nessa característica do software. Isto é, as linhas delimitadas pelo *Ecognition*, na delimitação do objeto, são tratadas como bordas.

Ressalta que o objetivo desse trabalho não é a avaliação da borda em si, mas a análise da feição linear delimitada pelas bordas detectadas. Assim, a feição de interesse, as linhas limítrofes dos campos de futebol, foi delimitada ou preenchida, manualmente, para fins de comparação com os resultados do detector de Canny e *Ecognition*. Os espaços entre as bordas detectadas pelos algoritmos usados também foram preenchidos manualmente, para facilitar a comparação. Esse preenchimento foi realizado por três pessoas distintas e isoladas. Esse procedimento foi adotado a fim de evitar influência nos resultados dos três indivíduos. A verificação foi realizada por meio dos erros de omissão e comissão.

## 2 Revisão de Literatura

### 2.1 Detectores de Bordas Canny

Bordas em uma imagem são as mudanças de intensidade (nível de cinza), originadas de aspectos físicos de superfície iluminada. Conceitos como máxima entropia, derivadas e escalas têm sido explorados no sentido de aprimorar a técnica de detecção dessas mudanças de intensidade (Torre/Poggio, 1986; Zanin, 2004; Younan et al., 2005). São vários os tipos de detectores de bordas existentes na literatura, como exemplo, *canny*, *sobel* e *prewitt*. Devido o interesse nesse trabalho, atenção maior é dada ao detector de bordas *canny*.

Canny (1986), a partir das idéias de Marr/Poggio (1979) *apud* Zanin (2004) e Marr/Hildreth (1980) *apud* Zanin (2004), elaborou um detector de bordas que faz uso da suavização e derivação, tendo como fundamento a função Gaussiana. Propriedades de um detector de bordas ótimo, tais como, eficiência na detecção e localização desejável, foram investigadas. O conceito geral usado na criação desse algoritmo foi baseado nos princípios de bordas ideais.

Para elaborar seu algoritmo, Canny (1986) partiu das seguintes premissas: somente as bordas verdadeiras serão detectadas (premissa da boa detecção); minimizar a distância entre a borda analisada e a borda real (premissa da boa localização); detectar apenas os pixels representativos de borda, criando, deste modo, uma única borda (premissa da boa reposta). O objetivo dessa proposta é maximizar o produto entre as duas primeiras premissas, levando em consideração a terceira. A resolução analítica desse objetivo é difícil, uma vez que envolve cálculos complexos de integrais. Uma solução aproximada foi encontrada usando a derivada primeira da função Gaussiana.

A função Gaussiana unidimensional e sua derivada primeira, usadas por Canny (1986), podem ser vistas nas equações 1 e 2, respectivamente.

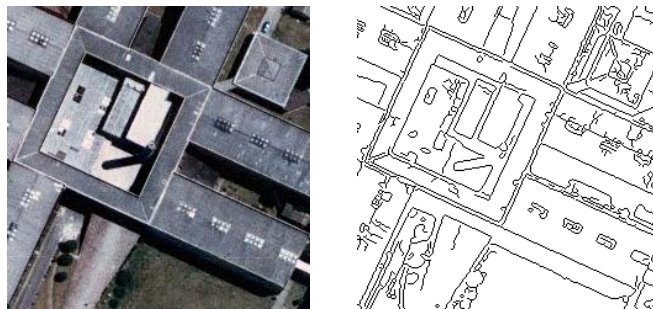
$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (1)$$

$$G'(x) = \left(-\frac{x}{\sqrt{2\pi} \sigma^3}\right) e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2)$$

A Gaussiana bidimensional é separável. Isto é, a função Gaussiana pode ser expressa pelo produto de uma exponencial em função de  $x$  e outra em função de  $y$ . Essa propriedade facilita o processo de convolução, sendo necessário, portanto, duas convoluções, uma na direção das linhas ( $x$ ) e outra na direção das colunas ( $y$ ) da imagem. Outro aspecto importante é que o desvio padrão é um parâmetro variável nesse detector de bordas. Essa variação determina a amplitude de suavização. O aumento do desvio padrão acarreta um alargamento das bordas e a geração de uma imagem mais "borrada".

Outros dois princípios propostos por Canny foram a supressão não máxima e a histerese. A supressão não máxima encarrega de eliminar os pixels, perpendiculares às bordas, que não são máximos locais, proporcionando assim um afinamento das bordas. Por outro lado, a histerese é um processo de limiarização que objetiva a seleção dos melhores pixels representativos de bordas. Esse processo consiste de uma limiarização dupla, isto é, um limiar alto ( $T_a$ ) e um limiar baixo ( $T_b$ ). Os pixels que estiverem acima de  $T_a$  são selecionados com bordas verdadeiras, enquanto aqueles que estiverem abaixo de  $T_b$  serão eliminados. Os intermediários são reaproveitados para complementar as bordas descontínuas. Os valores usualmente utilizados para  $T_a$  são entre 80 e 90% e, para  $T_b$ , metade ou um terço de  $T_a$  (Canny, 1986; Vale 2002; Silva et al., 2004). Um exemplo de aplicação do detector de bordas Canny é ilustrado na figura 1.

Figura 1 : Imagem original ( a ) Bordas detectadas com Canny ( b )



Maiores informações sobre o detector de bordas de Canny podem ser vistas em (Canny, 1986; Torre/Poggio, 1986 e Zanin, 2004).

## 2.2 Software Ecognition

A segmentação multiresolução é um processo capaz de delinear os objetos contidos em uma imagem de alta resolução espacial próximo ao raciocínio humano (Zhong et al, 2005), tendo por finalidade a extração automática dos objetos definidos pelo usuário. Esta técnica é considerada similar à utilizada pelo processo de segmentação por crescimento de região (Antunes, 2003). Neste processo, cada pixel é rotulado seguindo um critério de similaridade para cada par de regiões adjacente espacialmente (Gonzales/Woods, 2000).

O processo da segmentação multiresolução particiona a imagem em regiões homogêneas, podendo ser influenciada por parâmetros de escala, tonalidade e forma. O parâmetro de escala influencia a heterogeneidade dos pixels definindo o tamanho dos objetos, já a tonalidade equilibra a homogeneidade das cores dos segmentos como a homogeneidade da figura enquanto que o parâmetro de forma promove o equilíbrio entre a suavidade da borda de um segmento e a compacidade, estabilizando os critérios de homogeneidade dos objetos primários (Whiteside/Ahmad, 2005).

Segundo Baatz/Schäpe (2001) uma imagem pode ser segmentada várias vezes. Este procedimento, em multiresolução, permite a construção de estrutura hierárquica (Molenaar, 2000). A determinação do parâmetro adequado de escala e os critérios de semelhança dependem do objeto a ser extraído e da resolução espacial e espectral da imagem. A escala e os critérios de semelhança controlam o resultado da segmentação criando objetos maiores ou menores, mais ou menos homogêneos, suavizados ou não.

Assim, a segmentação multiresolução é realizada baseando-se em parâmetros espectrais e de forma, formando os objetos do nível superior (super-objeto) pelo agrupamento dos objetos do nível inferior (sub-objeto), permitindo que as feições de diferentes escalas possam ser representadas simultaneamente e classificadas umas em relação às outras (Kersting, 2006). Um exemplo de aplicação do software ecognition é ilustrado na figura 2.

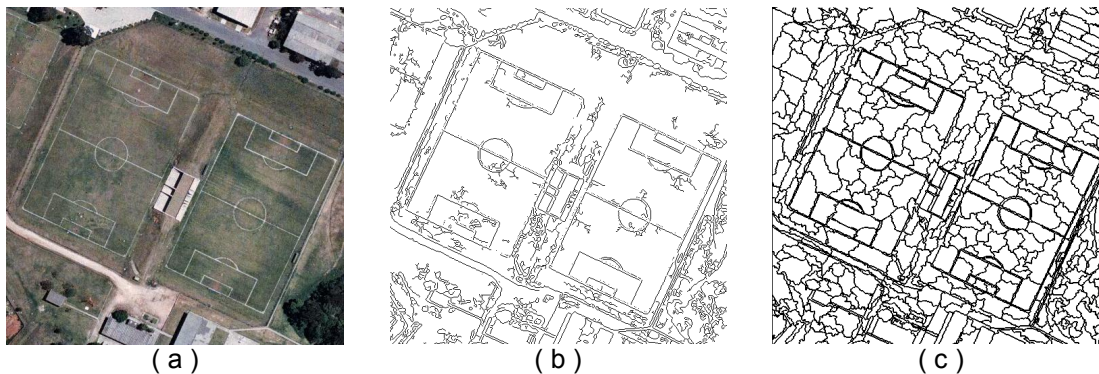
Figura 2: Imagem original ( a ) Bordas detectadas com Ecognition ( b )



### 3 Material e Área de Estudo

A foto aérea utilizada para a realização deste trabalho foi cedida pela empresa ESTEIO Engenharia e Aerolevantamentos S.A. A imagem foi obtida em novembro de 1999 cobrindo o Campus Centro Politécnico, da Universidade Federal do Paraná, na escala de 1/8000. Essa imagem foi obtida com uma câmera fotogramétrica analógica e posteriormente digitalizada com uma resolução espacial de 20 cm. O recorte usado possui 500x500 pixels (figura 3a). As figuras 3b e 3c ilustram os resultados de Canny e eCognition, respectivamente.

Figura 3 : Imagem Original ( a ) Resultado Canny ( b ) Resultado eCognition ( c )



### 4 Método

A metodologia proposta baseia-se na aplicação dos algoritmos Detector de Bordas Canny e software Ecognition, em uma imagem digital. O alvo estudado são dois campos de futebol presentes na cena. Esse alvo foi escolhido devido à simplicidade em delinear suas linhas externas.

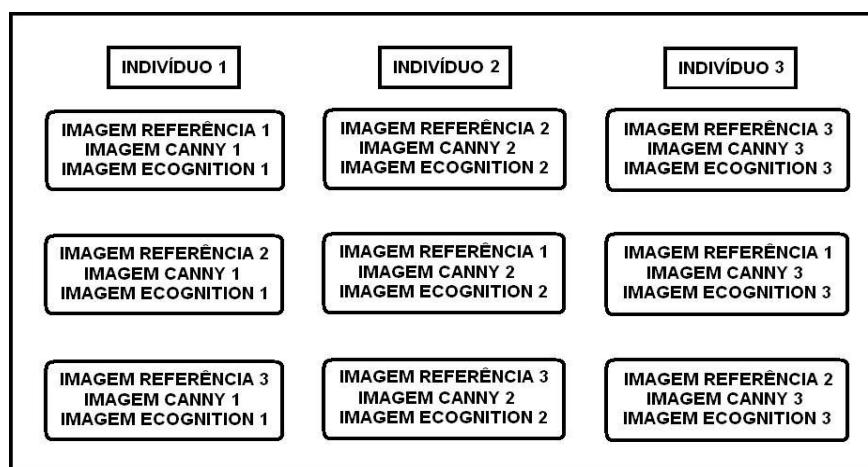
A melhor configuração, definida empiricamente, para o algoritmo Canny e usada nos experimentos, foi  $T_a=80\%$  e  $T_b=40\%$  e o desvio padrão de 0.8. No Ecognition, após realização de vários testes, verificou-se que os melhores parâmetros de escala e fator de forma, para a segmentação da imagem no primeiro nível hierárquico, deveria ser de 10 e 0.25, respectivamente. Para o segundo nível hierárquico a configuração escolhida para esses parâmetros foi de 20 e 0.25, respectivamente. Foi testado a possibilidade de inclusão de um terceiro nível hierárquico, ou o aumento do fator de escala. Contudo, os objetos segmentados, referentes ao gramado e as linhas limitrofes dos campos, não representavam fielmente a verdade de campo. Portanto, foram usados apenas os dois primeiros níveis.

Paralelamente às aplicações dos algoritmos foram confeccionadas três imagens de referência, por três operadores ou indivíduos distintos. Uma das condições impostas aos operadores é de não houvesse comunicação entre eles. O objetivo desse isolamento é que os resultados sejam o mais individual possível. Dessa forma, cada imagem de referência, confeccionada pelos três indivíduos, foi comparada com os resultados obtidos com os dois algoritmos mencionados.

Antes da comparação, propriamente dita, as imagens resultantes dos algoritmos foram submetidas a um pré-processamento. Pode ser visto nas figuras 1 e 2 que os resultados desses algoritmos apresentam outras bordas, além daquelas de interesse. Essas bordas excedentes foram retiradas pelos três operadores, individualmente, onde cada um eliminou o que, pessoalmente, considerou não ser bordas referentes às linhas limitrofes dos campos. Após a eliminação da bordas excedentes, os mesmos operadores preencheram o espaço existente entre as duas bordas laterais, nas três imagens (imagemCanny, imagemEcoognition e imagemReferencia).

Finalmente, as nove imagens foram recolhidas dos três indivíduos e comparadas. A análise de discrepância entre as imagens foi realizada por meio dos erros de omissão e comissão. Isto é, quantos pixels das imagens de referência foi verdadeiramente detectados e quantos pixels foram erroneamente detectados. O esquema de cruzamento entre as imagens resultantes, para verificação do erro, pode ser visto na figura 4.

Figura 4 : Aplicação do detector de bordas de Canny



## 5 Resultados

As imagens de referência e de bordas detectadas, criadas pelos três operadores, são ilustradas nas figuras 5, 6 e 7.

Figura 5 : Imagens geradas ( a ) canny ( b ) eCognition ( c ) referência (operador 1)

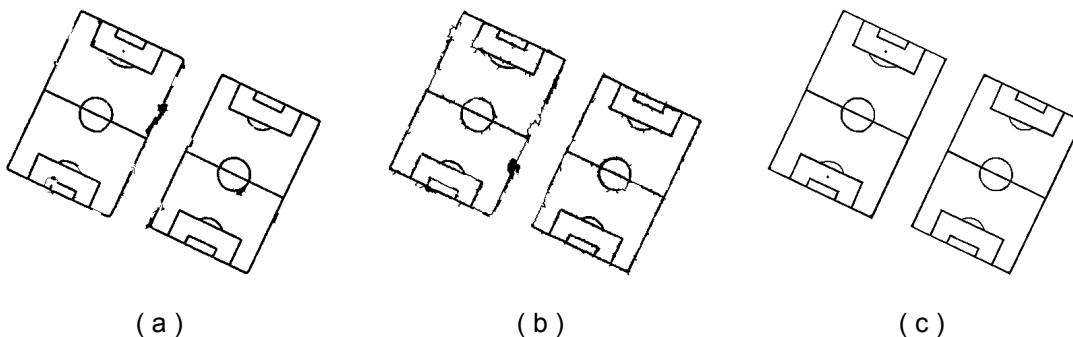


Figura 6 : Imagens geradas ( a ) canny ( b ) eCognition ( c ) referência (operador 2)

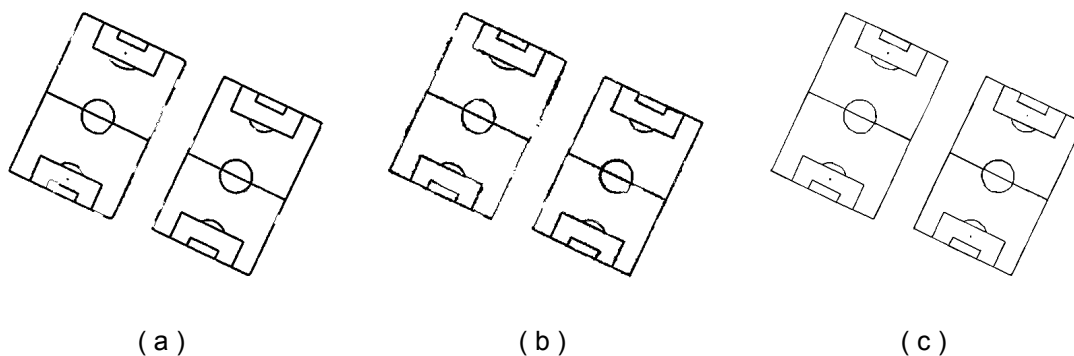
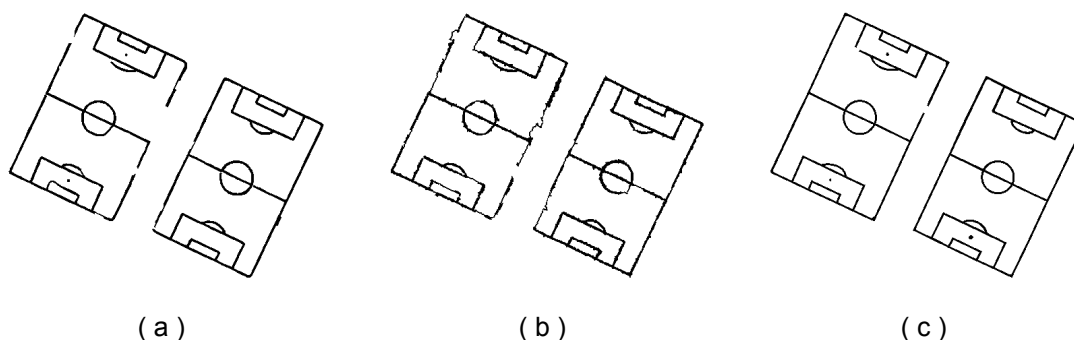


Figura 7 : Imagens geradas ( a ) canny ( b ) eCognition ( c ) referência (operador 3)



Observando as figuras 5c, 6c e 7c percebe-se que as duas primeiras, referentes aos operadores 1 e 2, apresentam maior completude em relação à figura 6c. As imagens geradas pelo operador 1 apresentam mais completude que as imagens dos outros operadores, isto é, não possuem falha ou ruptura. A tabela 1 mostra os erros medidos sobre os resultados obtidos pelos operadores, individualmente.

Tabela 1 – Erros individuais

ERRO	INDIVÍDUO 1		INDIVÍDUO 2		INDIVÍDUO 3	
	Canny	eCognition	Canny	eCognition	Canny	eCognition
omissão	0.9856	0.9756	0.9777	0.9743	0.9839	0.9810
comissão	0.9978	0.9889	0.9987	0.9967	0.9899	0.9885

Verifica-se na tabela 1 que a maior porção da feição de interesse (faixas dos campos de futebol), não detectada, ocorreu com a análise individual do operador 2, usando tanto Canny quanto o Ecognition. Contudo, o menor erro de comissão foi medido com os resultados desse operador. Outro aspecto que se deve mencionar é que apesar da diferença percebida, visualmente, entre as imagens geradas pelos operadores 1 e 3, a análise quantitativa mostra que seus resultados são similares.

Independente do operador, os resultados obtidos com o detector de bordas Canny foram superiores aos resultados advindos do software eCognition, apesar de não ser uma diferença tão expressiva, na maioria dos casos.

O cruzamento entre os resultados dos três operadores estão apresentados nas tabelas 2, 3 e 4.

Tabela 2 – Cruzamento dos resultados dos operadores 1x2 e 1x3

ERRO	INDIVÍDUO 1 x 2		INDIVÍDUO 1 x 3	
	Canny	eCognition	Canny	eCognition
omissão	0.9886	0.9786	0.9740	0.9682
comissão	0.9972	0.9889	0.9999	0.9948

Tabela 3 – Cruzamento dos resultados dos operadores 2x1 e 2x3

ERRO	INDIVÍDUO 2 x 1		INDIVÍDUO 2 x 3	
	Canny	eCognition	Canny	eCognition
omissão	0.9889	0.9830	0.9919	0.9855
comissão	0.9970	0.9925	0.9965	0.9915

Tabela 4 – Cruzamento dos resultados dos operadores 3x1 e 3x2

ERRO	INDIVÍDUO 3 x 1		INDIVÍDUO 3 x 2	
	Canny	eCognition	Canny	eCognition
omissão	0.9823	0.9779	0.9738	0.9707
comissão	0.9918	0.9889	0.9962	0.9945

Em cada comparação a imagem de referência é substituída pelas imagens de referência dos demais operadores.

Na tabela 2 verifica-se que o erro de omissão diminuiu usando a imagem de referência do operador 2, contudo o erro de comissão praticamente não variou. Por outro lado, usando a imagem de referência do operador 3, o erro de omissão aumentou e o de comissão diminuiu.

Os índices apresentados na tabela 3 mostram que ao usar a imagem de referência do operador 1, o erro de omissão do operador 2 diminuiu. O erro de comissão apresenta pequenas reduções tanto usando Canny quanto usando eCognition. Igualmente ao primeiro caso, o erro de omissão diminuiu e o de comissão sofre pequena redução com o uso da imagem de referência do operador 3.

Finalmente, na tabela 4, pode-se observar que os resultados do operador 3 perde qualidade se usar a imagem de referência do operador 1, isto é, tanto o erro de omissão quanto o de comissão aumentam. Entretanto, usando a imagem de referência do operador 2, o erro de omissão aumenta, mas o erro de comissão diminuiu.

## 6 Conclusão

Esse trabalho trata de um estudo comparativo entre feições lineares detectadas por dois algoritmos distintos, Canny e eCognition, e analisadas pessoas diferentes. Para tanto, são construídas imagens de referência envolvendo parâmetros como o conhecimento técnico e a cognição de três indivíduos.

Os resultados mostram que o conjunto de dados confeccionado por operadores, individualmente, apresenta melhores resultados, em termos de acurácia do ponto de vista do consumidor, entretanto, na maioria dos casos, perde qualidade no que tange à acurácia do produtor.

A acurácia obtida com a aplicação do detector de borda Canny é superior, em todos os casos, à acurácia obtida usando o software eCognition.

## 7 Referências Bibliográficas

**ANTUNES, A. F. B.:** *Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial*. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba 2003.

- BAATZ, M. & A. SCHÄPE:** *Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation*. 2000. Disponível em < [http://www.definiens.com/scientific\\_papers.php?cat\\_id=1&dt=2000&link\\_id=24&sublink\\_id=25](http://www.definiens.com/scientific_papers.php?cat_id=1&dt=2000&link_id=24&sublink_id=25) < Acesso em abril 2008.
- BOOCHS, F.; HEINZ, G.:** *Precise Target Location Using Image Matching Technique*. Proceedings of the IASTED International Conference Signal and Image Processing. Nassau, Bahamas. oct.18-21, 1999.
- CANNY, J.:** *A computational approach to edge detection*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. p.679-698. 1986.
- GONZALES, R. & WOODS, R.:** *Processamento de imagens digitais*. Ed. Edgard Blüchner, São Paulo, 2000.
- KERSTING, A. P. B.:** *Mapeamento de obstáculos sob a faixa de domínio de linhas de transmissão usando uma abordagem orientada a objeto, tecnologia LIDAR e câmara digital de pequeno formato*. Tese de Mestrado. Pós-Graduação em Ciências Geodésicas da Universidade Federal do Paraná. 2006.
- MOLENAAR, M.; CHENG, T.:** *Fuzzy spatial objects and their dynamics*. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, vol. 55, no 3 (32 ref.), pp. 164-175, 2000.
- SANTOS, D. R.; TOMMASELLI, A. M. G.:** *Extração Semi-Automática de Edificações com Análise do MDE*. Boletim de Ciências Geodésicas. Curitiba. vol 8, nº 1, p.25-45, 2002.
- SILVA, J. F. C.; BARBOSA, R. L.; GALLIS, R. B. A.; PEREIRA, L. M.:** *Avaliação da Qualidade da Detecção de Bordas em uma Seqüência de Imagens de Ruas e Rodovias*. Revista Brasileira de Cartografia, n.56/2. p.96-103, 2004.
- TORRE, V.; POGGIO, T.:** *On Edge Detection*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. v.8, p.147-163. 1986.
- VALE, G. M.:** *Extração Semi-Automática do Eixo de Rodovia em Imagens de Média e Alta Resolução Usando Programação Dinâmica*. 115 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas). Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP, Presidente Prudente/SP, 2003.
- YOUNAN, N. H.; PONNALA, K.; ALAPATI, N.:** *Edge Detection In Multispectral Imagery Via Maximum Entropy*. 31st. International Symposium on Remote Sensing of Environment - Global Monitoring for Sustainability and Security. Saint Petersburg, Russian. jun.20-24, 2005.
- WHITESIDE, T. & AHMAD, W.:** *A comparison of object-oriented and pixel-based classification methods for mapping land cover in Northern Australia*. In: The national biennial Conference of the Spatial Sciences Institute, September 2005. ISBN 0-9581366-2-9
- ZANIN, R. B.:** *Metodologia Automática para Extração de Cruzamentos de Rodovias em Imagens de Alta Resolução*. 121 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas). Faculdade de Ciências e Tecnologia - FCT/UNESP, Presidente Prudente/SP, 2004.
- ZHONG, C.; ZHONGMIN, Z.; DONGMEI, Y.; RENXI, C.:** *Multi-scale segmentation of the high resolution remote sensing image*. 2005. <http://ieeexplore.ieee.org/iel5/10226/32599/01526648.pdf?arnumber=1526648>. Acessado em abril de 2008.