

# Classificação Hierárquica de Caracteres Matemáticos



Breno Flesch Franco e Ricardo Alexandre Bastos

Orientadora: Profa. Dra. Nina S. T. Hirata

Instituto de Matemática e Estatística

Universidade de São Paulo

b flesch@linux.ime.usp.br, rabastos44@gmail.com



## Introdução

O reconhecimento de caracteres em expressões matemáticas manuscritas é um grande desafio devido à inerente dificuldade de reconhecimento da escrita manuscrita e também à diversidade de possíveis caracteres.

O uso de uma abordagem hierárquica para o reconhecimento dos diversos caracteres presentes em uma expressão matemática [1] influenciou, neste trabalho, o desenvolvimento de um novo reconhecedor para o projeto ExpressMath. Além disso, modificações e adições foram feitas no software Math-Picasso, uma versão previamente desenvolvida no contexto do projeto ExpressMath, visando aperfeiçoar o que fora desenvolvido até então.

## Reconhecimento de caracteres

Algoritmos de classificação que recebem como entrada um conjunto de características (quaisquer medidas que podem ser extraídas) de um símbolo manuscrito são utilizadas para o reconhecimento de caracteres. Os classificadores são geralmente “treinados” usando-se um conjunto de amostras classificadas manualmente.

## Classificador Binário Hierárquico (BHC)

Para tratar adequadamente o grande número de classes, decidimos utilizar o Classificador Binário Hierárquico (BHC), que possui a capacidade de aprendizado em módulos e uma boa razão entre taxa de acerto e tempo despendido em treinamento e classificação.

O BHC [2] cria uma árvore binária onde:

- a raiz representa o conjunto de todas as classes,  $\Omega$ ,
- cada nó interno representa uma metaclassa (um conjunto de classes)  $\Omega_n \subset \Omega$ , um extrator de características  $\psi_n$  e um classificador  $\phi_n$ , possuindo dois nós filhos (que representam as metaclassas  $\Omega_{2n}$  e  $\Omega_{2n+1}$ , que compõem uma partição de  $\Omega_n$ ) e
- as folhas representam as classes  $\omega_i (i = 1, 2, \dots, n)$ .

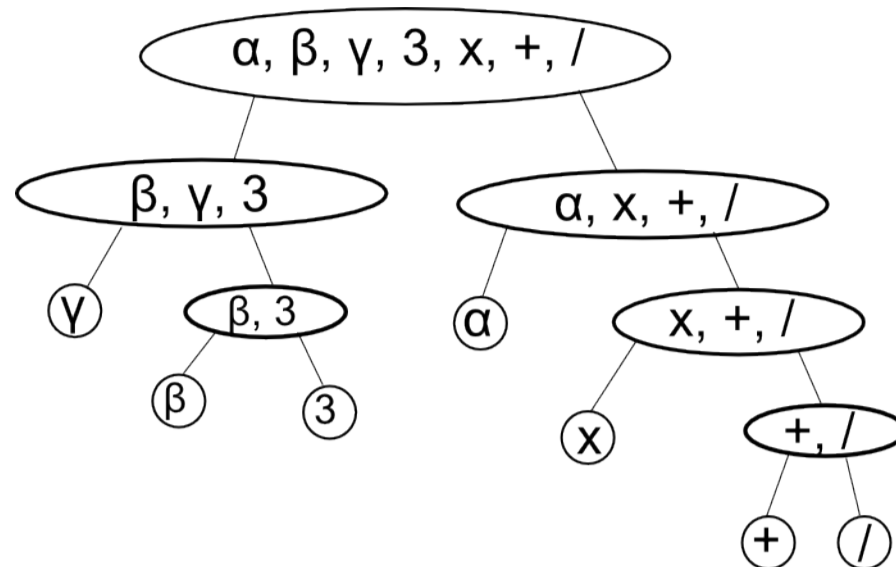


Figura 1: Exemplo de árvore de classificação gerada pelo BHC

## Construção de um BHC

Um BHC pode ser construído usando técnicas de aprendizado computacional: para a divisão de um conjunto de classes  $\Omega_n$  de um nó, utilizamos um algoritmo de aprendizado modular baseado em *clustering*, uma técnica que consiste no agrupamento de classes similares.

- Cada classe em  $\Omega_n$  começa associada igualmente a duas metaclassas,  $\Omega_{2n}$  e  $\Omega_{2n+1}$ , com exceção da classe  $\omega_1$ , que é associada totalmente à metaclassa  $\Omega_{2n}$ .
- A cada iteração, o grau de associação entre classes e metaclassas é atualizado utilizando-se um estimador de máxima verossimilhança da probabilidade de  $\omega_i$  pertencer a  $\Omega_{2n}$ , considerando-se a similaridade entre as características de  $\omega_i$  e as das classes cuja associação a  $\Omega_{2n} \geq 0.5$ . Com isso, classes cujas amostras apresentam características mais próximas a  $\omega_1$  são associadas à mesma metaclassa.
- Calcula-se uma medida  $H_{\omega_i}$  que expressa o quão divididas entre as duas metaclassas estão as amostras da classe  $\omega_i$ .
- As associações e, em seguida, as medidas  $H$  são atualizadas até a medida  $H$  de todas as classes ficar abaixo de um limiar pré-definido, no qual se considera que cada classe está associada à metaclassa que apresenta maior verossimilhança.
- A partir daí, o conjunto pode ser dividido em dois e o algoritmo é aplicado recursivamente até que cada metaclassa contenha apenas uma classe.

O processo acima resulta em uma árvore binária tal que em cada nó interno está

associado o ponto médio e a matriz de covariância das amostras das classes que fazem parte da metaclassa correspondente ao nó. O ponto médio e a matriz de covariância associam uma distribuição de probabilidade ao nó.

Para classificar um símbolo, a árvore deve ser percorrida do nó raiz até um nó folha. O próximo nó a ser percorrido é decidido escolhendo-se o nó filho que apresenta maior probabilidade de conter o símbolo. A classe a que o símbolo pertence é aquela pertencente ao nó folha.

## Resultados Parciais

As características escolhidas para a realização dos testes foram a contagem de laços e *quinas* (pontos onde o traço do caractere forma um ângulo agudo) do caractere, a distribuição dos pontos pelas seções de uma grade superposta ao caractere e três vetores que representam a direção média tomada em cada terço do caractere.

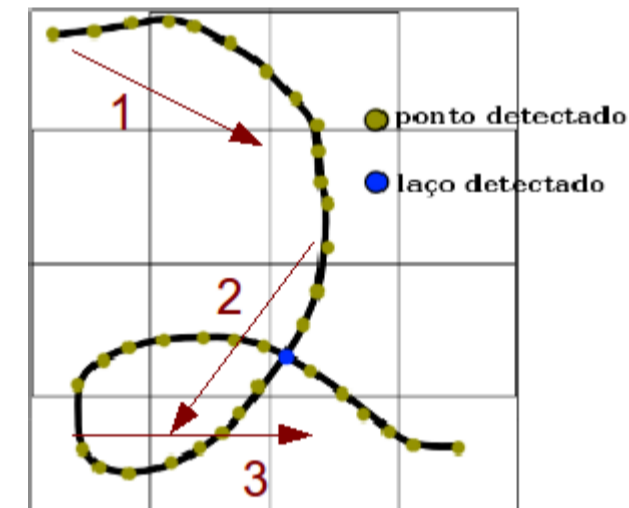


Figura 2: exemplo de características exibidas no caractere 2. Não há quinas, e um único laço.

Testes preliminares, com 15 classes de caractere e 20 amostras de treinamento por classe apresentaram taxas de acerto na classificação de um conjunto de testes com 4 amostras por classe entre 80% e 95%, o que sugere que o método é suficientemente robusto para o problema proposto.

Serão realizados testes mais abrangentes e mais rigorosos a fim de determinar o desempenho do classificador em relação a um maior número de classes.

Este trabalho é apoiado pelo CNPq.

## Referências

- [1] C. P. Garcia. Uma abordagem hierárquica para o reconhecimento de caracteres em expressões matemáticas manuscritas. 2008.
- [2] S. Kumar. *Modular learning through output space decomposition*. PhD thesis, 2000. Supervisores: Ghosh, Joydeep e Crawford, Melba M.