**Capitulo 1 – Introdução**

Neste capítulo serão apresentadas três seções introdutórias: A contextualização sobre o assunto abordado deste trabalho na seção 1.1. O objetivo do trabalho na seção 1.2. E por fim a estrutura do trabalho será descrita na seção 1.3.

* 1. **Contextualização**

Para que seja possível a criação de diversos sistemas computacionais mais elaborados (inteligentes), como a verificação de assinatura off-line, reconhecimento de dígitos, reconhecimento de fala, entre outros sistemas, é necessário o uso da tarefa de classificação por meio de técnicas de aprendizagem de máquina / reconhecimento de padrões, conhecido como classificadores: árvores de decisão, classificadores bayesianos, classificadores baseado nos vizinhos mais próximos, redes neurais, etc.

Segundo o teorema “*No Free Lunch*” não existe um único classificador que seja melhor que os outros classificadores para todos os problemas. Assim, quando não se tem conhecimento das distribuições dos dados do problema não se pode afirmar que nenhum classificador é em média melhor que outro. Isso torna difícil encontrar um único classificador que melhor resolve o problema. Muitos estudos tem mostrado que problemas de classificação são mais precisos quando é usado uma combinação de classificadores ao invés de um classificador individual. Por exemplo, diversos classificadores “fracos” ao serem combinados são capazes de superar um classificador individual específico para o problema.

Portanto, o uso de sistemas de múltiplos classificadores (*MCS - Multiple Classifier Systems*) ou conjunto de classificadores (*EoC – Ensemble of Classifiers*) ou ainda “*ensemble learning”* tem sido útil para aumentar a precisão de classificação (melhorar as taxas de reconhecimento). Isso é possível devido à combinação das vantagens individuais dos classificadores em uma solução final. Essa ideia é bastante intuitiva uma vez que imita a nossa natureza em buscar opiniões de diversas fontes a fim de ter uma nova opinião/decisão melhor.

Existem duas principais abordagens para a combinação de múltiplos classificadores: fusão de classificador e seleção de classificador. Nas técnicas de fusão, cada classificador é usado e suas saídas são agregadas através de uma função (votação majoritária, soma, produto, máximo, mínimo) ou até mesmo por meio de outro classificador final. Essa abordagem baseia-se no pressuposto que os erros de classificação são independentes para cada classificador. No entanto, não há garantia que um método particular de geração de classificadores (*bagging, boosting, random subspaces*, etc) vai conseguir independência de erro. Quando a condição de independência não se verifica, não se pode assegurar que a fusão dos classificadores irá melhorar o desempenho da classificação final.

A abordagem de seleção de classificador baseia-se no princípio de regiões de competência, onde acredita-se que um classificador ou um conjunto de classificadores sejam os mais competentes para classificar uma região. Portanto, é conhecido como seleção de classificador (*CS - Classifier Selection*), a seleção feita de um único classificador para dar a resposta final. E seleção de ensemble (*ES - Ensemble Selection*), quando um conjunto de classificadores é selecionado e suas saídas são combinadas por meio de fusão para a resposta final.

Estes métodos de combinação de classificadores podem ser estáticos (mesma combinação para cada padrão de consulta) ou dinâmicos (a combinação depende do padrão de consulta). Porém como diferentes padrões de teste, em geral, são associados a diferentes dificuldades de classificações com bases nas características de cada padrão, muitos estudos têm mostrado que a seleção dinâmica obtém melhores resultados que a seleção estática. E como a seleção de um único classificador é muito propenso a erros, muitos pesquisadores têm focado em métodos de seleção dinâmica de ensemble (*DES – Dynamic Ensemble Selection*) ao invés de métodos de seleção dinâmica de classificador (*DCS – Dynamic Classifier Selection*). Porém, muitos dos métodos DES são bastante influenciados pelos métodos DCS, assim como o KNORA (K-nearest-oracles) método DES que usa os mesmos conceitos de métodos DCS como o DCS-LA (Dynamic Classifier Selection by Local Accuracy).

* 1. **Objetivo**

Este trabalho tem como objetivo desenvolver um método de seleção dinâmica de classificadores (*DES*) com o intuito de melhorar as taxas de classificação e analisar o seu desempenho com relação a outros métodos de seleção.

**1.3 Estrutura**

A sequência do trabalho é dividida da seguinte forma: o Capítulo 2 terá o estado da arte, com uma revisão da literatura e a descrição dos métodos de geração, seleção e combinação de classificadores; o Capítulo 3 descreve o método de seleção proposto; o Capítulo 4 contém os dados dos resultados obtidos dos experimentos e das bases utilizadas, e apresenta a conclusão do trabalho.