

Uma análise comparativa de sistemas de classificação usando uma base de estrutura de proteínas

Márjory C. C. Abreu, Anne M. de P. Canuto e Marcílio C. P. de Souto
Departamento de Informática e Matemática Aplicada
Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Natal, RN, Brasil, 59072-970
e-mail: marjory.abreu@gmail.com, anne@dimap.ufrn, marcelio@dimap.ufrn.br

Resumo

Este artigo apresenta uma análise comparativa de alguns sistemas de classificação aplicadas ao reconhecimento de estruturas de proteínas. Entre os sistemas analisados, serão investigados alguns métodos de negociação aplicados ao sistema NeurAge, que é um sistema multi-agentes composto de vários agentes classificadores. O principal objetivo deste sistema é superar alguns problemas encontrados nos sistemas multi-classificadores e, como consequência, melhorar o desempenho de tais sistemas.

1. Introdução

A necessidade de se ter um sistema computacional que trabalhe com o reconhecimento de padrões de forma eficiente, precisa e com alto desempenho motivou o interesse pelo estudo na área de sistemas de classificação [6]. Com o objetivo de obter um melhor desempenho de um sistema de reconhecimento, podem-se utilizar vários tipos de classificadores, trabalhando conjuntamente, dando origem ao termo Sistema Multi-Classificador, também conhecidos como *Ensembles* ou mistura de especialistas.

Os Sistemas Multi-Classificadores são muito utilizados na resolução de aplicações reais de reconhecimento de padrões como, por exemplo, o reconhecimento de fala [7], reconhecimento de caracteres [4], reconhecimento de faces [10], dentre outros. No entanto, esses sistemas utilizam um processo de tomada de decisão centralizado, fazendo com que o desempenho do sistema seja dependente do método de combinação utilizado. Com isso, surgiu a idéia de se estudar Sistemas Multi-Agentes para o reconhecimento de padrões com o objetivo de tornar o processo de tomada de decisão dos ensembles mais distribuído e incremental, melhorando assim, o seu desempenho.

Baseado nessa idéia, foi proposto o NeurAge, um Sistema Multi-Agente para classificação de padrões [1]. Este sistema é composto por vários agentes classificadores, onde os agentes possuem a capacidade de decidir e negociar um resultado comum para um padrão de entrada apresentado. Na proposta do NeurAge, dois aspectos principais foram analisados: a arquitetura interna do agente classificador e os métodos de negociação entre os agentes. Neste sistema, para que os agentes possam trabalhar conjuntamente, é necessário que existam mecanismos de

comunicação (negociação) eficientes que possam suprir todas as possibilidades de problemas entre eles, tornando o sistema mais seguro e confiável. Em sistemas multi-agente tradicionais, existem vários métodos de negociação em que os agentes se comunicam e buscam um consenso para o sistema. No entanto, tais métodos não podem ser utilizados de maneira apropriada no NeurAge. Portanto, é necessário adaptar os mecanismos de negociação existentes entre agentes para o NeurAge. Este artigo apresenta uma análise comparativa de três métodos de negociação que foram ajustados para serem utilizados no NeurAge, assim como analisa o desempenho de métodos de classificação individuais e dois métodos de combinação centralizados existentes na literatura. Para tal, o reconhecimento de estrutura de proteínas será utilizada como a tarefa a ser executada pelos sistemas de classificação.

Este artigo está dividido em seis seções e organizado da seguinte maneira: a Seção 2 é responsável por descrever a base de dados de estrutura de proteínas, que será utilizada na análise comparativa. O sistema NeurAge é descrito na Seção 3. Na Seção 4, os métodos de negociação adaptados ao NeurAge serão descritos. Os experimentos serão mostrados na Seção 5. Finalmente, a Seção 6 apresenta as considerações finais deste trabalho.

2. Base de Dados Utilizada

A base de dados de SCOP (proteínas)[12] é uma classificação hierárquica, detalhada manualmente, derivado de estruturas conhecidas de proteína, organizada de acordo com seus relacionamentos evolucionários e estruturais, mais detalhes podem ser encontrados em [19].

A identificação da função de uma proteína é feita através da análise de seqüência que é baseada na comparação entre seqüências novas e já rotuladas. Esta base é dividida em quatro níveis hierárquicos: classe, dobra, superfamília e família. As principais classes de proteína são all- α , all- β , α/β , $\alpha+\beta$ e small.

A base de dados de EKISS obtida em <http://www.brc.dcs.gla.ac.uk/~actan/eKISS/data.htm>, está sendo utilizada neste trabalho. A mesma é uma modificação da base de dados criada e usada, originalmente, por Ding e Dubchak [12].

As propriedades de cada seqüência contêm 21 características contínuas, a menos da última propriedade (composição de aminoácidos), que contém 20

características. Desse modo, a dimensionalidade das características total vai para 126.

Trata-se de uma base desbalanceada, contendo um total de 582 padrões, em que 111 padrões pertencem a classe all- α , 177 padrões a classe all- β , 203 padrões a classe α/β , 46 padrões a classe $\alpha+\beta$ e 45 padrões a classe small.

3. O Sistema NeurAge

Sistemas Multi-Classificadores (SMC) utilizam a idéia que diferentes sistemas de classificação fornecem informações complementares sobre um dado padrão de entrada, melhorando, assim o seu desempenho. Quando um SMC é composto de classificadores neurais, o mesmo é chamado de Sistema Multi-Classificador Neural (SMCN). Entretanto, a combinação de classificadores possui uma desvantagem, sua implementação não é uma tarefa fácil. Normalmente, a escolha do melhor método de combinação necessita de testes exaustivos. Em algumas situações, poucas mudanças na estrutura de um Sistema Multi-Classificador, na informação de entrada ou na confiança de um classificador pode mudar drasticamente o desempenho do método de combinação e, como consequência, do Sistema Multi-Classificador. Esse problema foi abordado por diversos autores, como [19, 4].

O ideal é a utilização de Sistemas Multi-Classificadores mais dinâmicos que sejam capazes de se ajustar mais facilmente às mudanças da estrutura, confiança ou ambiente. Nesse caso, uma entrada é mostrada ao sistema e todos os classificadores produzem suas respostas. Ao invés de levar essas saídas para um método de combinação, todos os classificadores se comunicariam para encontrar uma resposta comum para o sistema. Nesse sentido, o processo de escolha da saída do sistema não seria mais centralizado. Também, se um classificador não produz uma saída, os demais se comunicarão e produzirão essa saída. Finalmente, o decremento da confiabilidade de um classificador pode ser percebida pelos outros e isto pode ser usado durante o processo de negociação, fornecendo ao sistema uma maneira mais flexível de tratar com a mudança na confiabilidade de um classificador.

De maneira a suavizar os problemas já citados, o Sistema NeurAge foi proposto [1]. Nesse sistema, uma entrada é mostrada ao sistema e todos os agentes neurais produzem uma saída. Ao invés, de encaminhar essas saídas para um método de combinação, todos os agentes neurais se comunicam (negociam) para chegar a uma saída comum para o sistema. Nesse sentido, o processo de escolha da solução do sistema não é centralizado, de maneira que a solução deve ser um senso comum das entidades do sistema. Além disso, se uma entidade não concorda com uma saída, os outros se comunicarão e produzirão uma saída que seja comum a todos.

No caso de todos os classificadores estarem errados, é utilizado um método incremental de decisão, no qual este faz a avaliação da competência e escolhe o melhor deles.

Como pode ser observado, a negociação é de importância fundamental para o funcionamento do NeurAge. No entanto, a maioria dos protocolos de negociação (comunicação) de Sistemas Multi-Agentes tradicionais não podem ser utilizados apropriadamente no NeurAge. Por exemplo, durante a comunicação de um sistema de leilão, dois agentes tentam chegar a um valor que eles consideram bom para o produto a ser vendido. Por outro lado, dois agentes neurais do NeurAge devem decidir qual classe um padrão de entrada pertence. No NeurAge, ambos os agentes podem produzir diferentes resultados para um mesmo padrão de entrada. A mudança do valor de saída de um agente do NeurAge não beneficiaria o outro agente como acontece em outros sistemas. Para isso acontecer, um deles (ou ambos) teria que mudar o seu resultado e aceitar a saída do outro.

Assim, para usar o processo de comunicação no sistema NeurAge, alguns métodos de comunicação foram propostos. Eles foram baseados nos métodos existentes para os sistemas multi-agentes tradicionais e ajustados para o NeurAge. Na próxima seção, três métodos de comunicação são descritos, dois deles foram ajustados para o NeurAge e o outro foi proposto pelos autores.

4. Métodos de Negociação do NeurAge

Como já mencionado, para que os protocolos de negociação tradicionais possam ser utilizados no NeurAge, é necessário alguns ajustes em sua composição para que seja possível trabalhar com a informação extra que os agentes classificadores fornecem. Dentre os principais conceitos adicionados está a confiabilidade. Em sistemas classificadores, a confiabilidade pode ser associada com todos os exemplos apresentados ao método e pode ser descrito como a confiança que um método tem de classificar um padrão de entrada em uma determinada classe. Além disso, confiabilidade pode ser associada com todas as outras classes e elas definem o grau de pertinência de um padrão para todas as classes do método. Esses valores podem ser fornecidos por todos os classificadores numéricos e podem ser considerados como informação importante que pode ser extraída da saída dos especialistas. Nas adaptações realizadas nos métodos de negociação, os valores de confiabilidade serão utilizados como uma medida no seu funcionamento.

Outro aspecto importante é que só irá acontecer negociação se os agentes discordarem entre si de acordo com a classe vencedora. Caso todos afirmem que a classe vencedora é a mesma, simplesmente passa-se para o próximo padrão.

4.1. Teoria dos Jogos

Teoria dos jogos tem sido amplamente utilizada como uma ferramenta de cooperação em sistemas multi-agentes

[17]. A Teoria dos Jogos é um tipo de negociação no qual existem algumas técnicas analíticas que auxiliam o entendimento de fenômenos que ocorrem quando acontece a tomada de decisão dos Agentes. Esse método é baseado nos Jogos Estratégicos que é um modelo que especifica para cada agente um conjunto de possíveis ações e qual a preferência que cada uma tem no sistema. Nos jogos estratégicos, cada jogador (agente) escolhe suas ações apenas uma vez e ao mesmo tempo que o seu oponente.

Para ajudar os agentes no seu processo de tomada de decisão, é utilizada uma tabela que mostra o ganho de cada ação que um determinado agente pode tomar em relação a outro. Esta matriz é conhecida como matriz de ganho ou matriz de payoff.

A Tabela 1 mostra um exemplo de uma matriz com quatro possibilidades que um sistema utilizando dois agentes pode ter. Os agentes podem escolher as ações 1 e 2. Na matriz, GA_{XY} representa o ganho do agente X por escolher a ação Y. A escolha será a célula melhor para ambos, ou seja, a que ambos tiverem o maior ganho.

	Agente 1	
Agente 2	GA_{11}, GA_{21}	GA_{11}, GA_{22}
	GA_{12}, GA_{21}	GA_{12}, GA_{22}

Tabela 1: Matriz de Ganho para dois Agentes.

Baseada na descrição de teoria de jogos, este método foi ajustado para ser utilizado no NeurAge. Desta maneira, todos os agentes do NeurAge possuem duas possíveis ações, que são: permanecer com a classe escolhida (fica) ou mudar para a classe do outro agente (muda). Agora, é importante definir uma medida de ganho para preencher a matriz de ganho. Tal medida é definida baseada na confiabilidade da classe vencedora do agente assim como na confiabilidade da classe a ser modificada (vencedora do outro agente). Quando um agente escolher mudar sua classe, seu ganho pode ser calculado como a média das confiabilidades (vencedora e a ser modificada). Por outro lado, se o agente escolher permanecer com a classe vencedora, seu ganho é calculado pela diferença entre a confiabilidade da classe vencedora e a confiabilidade da classe para qual o agente não mudou.

A matriz de ganho é mais adequadamente utilizada quando utilizando apenas dois agentes. Como o sistema NeurAge permite a utilização de mais de dois agentes, esta negociação é feita com dois agentes por vez. Os agentes são ordenados em ordem crescente de confiabilidade da classe vencedora e os dois primeiros são escolhidos para começar a negociação. O vencedor é então comparado com o terceiro agente. Este processo continua até que exista apenas um agente. Durante a comparação, se ambos os agentes escolhem ações diferentes, o agente que escolher a ação fica é definido como vencedor e sua confiabilidade é trocada pelo valor (GA) da célula escolhida. Se ambos os agentes escolhem a mesma ação, nenhum agente é considerado como vencedor, mas as confiabilidades de ambos os agentes são trocadas pelos valores (GA) da célula escolhida. Em todos os casos, a mudança no valor de confiabilidade pode

modificar a classe vencedora do agente. Desta maneira, o agente decide se permanece com a classe vencedora ou muda.

4.2. Leilão

O Leilão [22] é um outro protocolo de negociação que será investigado neste trabalho. Leilão é um método no qual uma série de regras é seguida e onde se pode determinar recursos e valores a partir de uma proposta feita pelos participantes do mesmo. Este método é bastante popular no ambiente da Internet. Trata-se de uma transação comercial em que um agente é definido como vendedor e os demais são compradores. Os leilões podem demorar muito tempo, como por exemplo, os de Internet que podem demorar dias para que se diga qual o Agente vencedor.

Diferentemente do Leilão original, no método utilizado no NeurAge, todos os agentes são considerados como vendedores eles buscam chegar a um consenso em relação ao padrão apresentado. Em uma analogia ao leilão original, é como se antes de começar o leilão, todos os compradores se reunissem e tentassem definir qual seria o preço ideal para o produto a ser leiloadado.

Assim como o método anterior, este método também utiliza a confiabilidade tanto da classe vencedora quanto da classe a ser modificada como base. Uma vez iniciada a negociação, um custo para cada agente é calculado, baseado na média das diferenças entre a confiabilidade da classe vencedora e as confiabilidades dos vencedores dos outros agentes. O agente que possui o maior custo é definido como perdedor e sua confiabilidade será subtraída deste custo. Quando um agente perde duas vezes, o mesmo é eliminado da negociação. O agente que permanecer até o fim é considerado o vencedor e a classe escolhida é a classe escolhida por ele.

4.3. Método de Negociação Baseado na Sensibilidade do Agente

Uma maneira alternativa dos agentes negociarem um resultado comum é tentar decrementar o grau de confiança dos agentes durante o processo de negociação. Um agente pode checar alguns problemas dos outros que possam resultar em um decremento da confiabilidade [1]. Isto pode ser feito usando a análise de sensibilidade que seria basicamente usado durante a fase de teste. A negociação pode ser descrita como se segue.

1. Permitir que o método da rede neural treine os padrões de entrada;
2. Calcular a análise de sensibilidade das redes para todos os atributos. Este processo é feito para todas as classes do problema. Também é calculada a média do treino para todos os atributos;

3. Começa o processo de negociação: o melhor caminho para convencer os outros agentes é decrementar seus graus de confiabilidade para a classe escolhida, que pode ser feita da seguinte maneira:
 - 3.1. Calcule a diferença entre o atributo de entrada do padrão e a média de treinamento do atributo para todas as classes;
 - 3.2. Para cada classe, ordene os atributos em uma ordem decrescente de diferenças (do atributo menos similar para o mais similar);
 - 3.3. Para os primeiros N atributos, faça:
 - 3.3.1. Escolha um agente e permita que este escolha um outro agente para atacar;
 - 3.3.2. Cheque a classe vencedora do agente que irá atacar e a sensibilidade da respectiva rede neural para este atributo. Mande uma mensagem para o outro agente sugerindo uma punição para a confiabilidade dele;
4. Depois da negociação, o agente neural com mais alta confiabilidade é dito para ser o mais susceptível para classificar o padrão de teste e sua saída é considerada a saída do sistema.

A idéia por trás desse processo é que quanto mais distante um atributo esteja do seu treinamento, maior é a probabilidade que uma rede neural sensível esteja errada. Nesse sentido, este fato é usado para sugerir um decremento no grau de confiabilidade do seu respectivo agente. O valor de punição é calculado levando em conta as seguintes informações: a posição do atributo relativo a diferença entre o valor atributo e a média de treinamento da classe vencedora; a magnitude desta diferença e a magnitude da sensibilidade desta rede neural.

Como já mencionado, ao iniciar a negociação, um agente deve calcular a análise de sensibilidade para todos os atributos de entrada. Esta análise pode ser feita excluindo e/ou variando os valores de um atributo e analisando a variação na performance do método de rede neural. Esta análise é feita para todos os atributos dos padrões de entrada.

5. Resultados Experimentais

Com o objetivo de investigar o desempenho dos métodos de negociação, um sistema composto de quatro agentes tem sido utilizado. Os métodos de classificação dos agentes foram redes multi-layer perceptron (MLP). As

configurações de todas as redes foram utilizadas escolhendo o melhor conjunto de parâmetros possíveis. Como já mencionado, um comparação entre o desempenho dos métodos de negociação apresentados e duas técnicas de combinação centralizadas existentes na literatura (Soma e Votação). No Método Soma para cada padrão de entrada, todos os resultados das classes correspondentes dos classificadores são somados e a classe vencedora é aquela que tiver o valor de soma maior. Já no voto, para um determinado padrão de entrada, cada classe que é definida como vencedora por um classificador recebe um “voto”, no final, a classe vencedora é aquela que recebe mais votos, no caso de empate, acontece uma escolha aleatória. Ambas as técnicas centralizadas foram utilizadas num sistema multi-classificador composto de quatro classificadores, que foram escolhidos, treinados e testados da mesma maneira que as MLPs dos Agentes do NeurAge. Com o objetivo de evitar partições atípicas da base de dados, o método de validação cruzada foi aplicado, usando 10 partições.

Para calcular a análise de sensibilidade dos agents, dez variações dos atributos foram apresentados à rede neural. Com isso, a variação no desempenho das redes foi calculada e transformada em porcentagem. Estes valores compõem a análise de sensibilidade das redes neurais. Além disso, a média de treinamento dos atributos de todas as classes também foi calculada.

5.1. T-teste

O t-teste é um método para comparar métodos de aprendizagem e é amplamente utilizado com algoritmos de aprendizagem de máquina [13]. O teste utiliza o conceito de inferência estatística para obter estimativas sobre as características de uma população (uma amostra) [11]. Para tal, é preciso determinar se uma diferença observada nos resultados obtidos por duas redes neurais é estatisticamente significativa. O t-teste é um método que envolve o teste de duas hipóteses aprendidas (redes neurais) em grupos de dados idênticos. Para executar o teste, um conjunto de amostras (resultados das redes neurais) de ambos os algoritmos são usados para calcular o erro médio e o desvio padrão. Baseados nas informações obtidas, juntamente com o número de amostras, a significância da diferença entre os dois conjuntos de amostras é definida, de acordo com o grau de confiança.

Este método também produz um valor, conhecido como p, que define o menor valor de significância ao qual pode-se dizer que o erro obtido por uma rede é ou não significativamente inferior ao outro erro. Quanto menor este erro, maior o grau de confiança na superioridade. Quando duas redes neurais produzem exatamente os mesmos valores, o valor de p é igual a 0,5. Ou seja, grau de confiança de apenas 50%.

5.2. Resultados e Análise de Desempenho

A Tabela 2 apresenta a média de acertos e desvio padrão dos métodos de classificação individuais utilizados nesta análise. Com pode ser observado na Tabela 3, o desempenho dos métodos individuais foi muito semelhante. Este fato ilustra assim, que os classificadores estão no mesmo nível para iniciarem o processo de negociação. O melhor desempenho foi alcançado pelo MIP4 com 85,50% de acertos e 3,50 de desvio padrão, enquanto que o MIP1 tem desvio padrão 4,85.

	MIP1	MIP 2	MIP 3	MIP4
média	85,50	83,17	82,67	85,50
desvpad	4,85	4,43	4,93	3,50

Tabela 3: Desempenho dos métodos individuais.

A Tabela 4 ilustra o desempenho (média de acertos e desvio padrão) dos três NeurAge utilizando os três métodos de negociação diferentes, assim como o desempenho dos métodos de combinação centralizados.

	Negociação Com sensibilidade	teoria dos jogos	leilão	Soma	Voto
média	94,00	86,33	87,00	83,00	74,67
desvpad	2,72	3,88	3,33	4,83	5,33

Tabela 4: Desempenho dos métodos de combinação distribuídos e centralizados.

Como pode ser observado na tabela 4, os métodos centralizados não produziram desempenho superior ao melhor método individual. Acredita-se que esta diminuição no desempenho seja devido ao desbalanceamento da base de dados, que faz com que os métodos se tornem tendenciosos a classificarem os padrões de entradas nas classes que possuem mais padrões.

No entanto, os sistemas NeurAge utilizando os métodos de negociação apresentados neste trabalho obtiveram todos uma média de acerto superior ao melhor método individual. Dos métodos de negociação utilizados, o método baseado na sensibilidade foi o que obteve o melhor desempenho, alcançando 94% de acertos. Este fato é bastante promissor pois ilustra que tais métodos não estão sendo influenciados pelo desbalanceamento da base de dados.

Para solidificar a análise comparativa, foi utilizado o T-teste ou Teste de Hipótese. Neste t-teste foi usada uma similaridade de 95%, ou seja, o limiar é de 0.05. Quando comparando a média de acertos do melhor método individual com os métodos de combinação, pode-se dizer que apenas o método baseado na sensibilidade é melhor estatisticamente que o MIP4. Agora, comparando o método centralizado soma com os métodos de negociação, observou-se que o método baseado em sensibilidade e o leilão podem ser considerados melhores estatisticamente que a Soma. Em relação ao método centralizado voto, todos os métodos de negociação são melhores estatisticamente

que o método de voto. Comparando, agora, o melhor método de negociação com os demais métodos de negociação, pode-se concluir que o método de negociação baseado na sensibilidade é estatisticamente melhor que os demais métodos de negociação.

De forma geral, observa-se que o método de negociação baseado na sensibilidade é muito eficiente, chegando a ser melhor estatisticamente que todos os demais métodos já utilizados na comunidade acadêmica. É provável que esse comportamento se deva ao fato do novo método utilizar mais informações (sensibilidade, média de treinamento e confiabilidade) que os demais, tendo, assim, mais componentes para analisar.

6. Considerações Finais

Com o problema de inflexibilidade dos sistemas multi-classificadores começou-se a estudar a possibilidade de utilizar os conceitos de agentes inteligentes com os classificadores. A partir disso foi idealizado o NeurAge. Com o surgimento do NeurAge, sentiu-se a necessidade de investigar protocolos de comunicação e negociação mais específicos, surgindo, assim, a idéia de utilizar métodos de negociação adaptados ao NeurAge.

Este artigo apresentou uma análise comparativa de três métodos de negociação que foram ajustados para serem utilizados no NeurAge, assim como analisou o desempenho de métodos de classificação individuais e dois métodos de combinação centralizados existentes na literatura. Após a obtenção dos resultados, concluiu-se que o método de negociação baseado na sensibilidade obteve melhor desempenho (média de acertos e desvio padrão) que os demais métodos. Acredita-se que isso se deve pelo fato dele utilizar mais informações (sensibilidade, média de treinamento e confiabilidade) durante o processo de negociação que os demais.

Agradecimentos

Este trabalho é parcialmente financiado pelo CNPq, através dos processos 552431/2002-8 e 307236/2003-0.

Referências

- [1] Abreu, M. C. da C., et al. **NeurAge: A Multi-neural Agent System for Classification Tasks** In: International Conference on Neural Information Processing, 11. Calcutta. 2004.
- [2] Ambrósio, D. R.; Moreira, E. S. **Métodos Alternativos de Reconhecimento de Padrões para Sistemas de Detecção de Intrusão**. Universidade Federal de Pernambuco. 2001.

- [3] Blake, C.L. and Merz, C.J.: **UCI Repository of machine learning databases** [<http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>]. Irvine, CA: University of California, Department of Information and Computer Science, 1998.
- [4] Breiman, L. **Combining Predictors**. In *Combining Artificial Neural Nets: Ensemble and Modular Multi-net Systems*, (Ed) A. J. C. Sharkey. Springer-Verlag, pag. 31-49, 1999.
- [5] Canuto, A. M. de P. **Combination of Neural Classifiers**. In: *Combining Neural Networks and Fuzzy Logic for Applications in Character Recognition*. Department of Electronics, University of Kent, 2001. Tese Doutorado.
- [6] Cho, S-B. **Pattern Recognition with Neural Networks combined by Genetic Algorithm**. Inglaterra. 1999.
- [7] Cordella, L. de P.; et al. **Classification Reliability and its use in Multi-Classifiers Systems**. Napoli, Itália, 1999. Disponível em: <<http://amalfi.dis.unina.it>>. Acesso em: 09 jul. 2004.
- [8] Pearl, F. M. G. Lee, D. J. E. Bray, I. Sillitoe, A. E. Todd, A. P. Harrison, J. M. Thornton, and C. A. Orengo, **Assigning genomic sequences to cath**. *Nucleic Acids Research*, vol. 28, no. 1, pp. 277–282, 2000.
- [9] Heutte, L.; Nosary, A. and Paquet, T. **A multiple agent architecture for handwritten text recognition**, *Pattern Recognition*, 37(4), pp.665-674, 2004.
- [10] Hull, J J. **A database for handwritten text recognition**. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 5(16):550–554, 1994.
- [11] Levine, D. M., Berenson, M. L., **Estatística: teoria e aplicações usando o Microsoft excel**, Ed. LTC, 2000.
- [12] L. LoConte, B. Ailey, T. J. P. Hubbard, S. E. Brenner, A. G. Murzin, and C. Chothia, **Scop: a structural classification of proteins database**. *Nucleic Acids Research*, vol. 28, no. 1, pp. 257–259, 2000.
- [13] Mitchell, T. M., **Machine Learning**. 1ª edição. Ed. McGraw-Hill. 1997.
- [14] Moura, E. C. M. de; et al. **Concepção de um Sistema multi-agentes para Simulação de Organizações**. Natal, 2004. Disponível em: <<http://www.dimap.ufrn.br/~simorg>>. Acesso em: 09, JUN, 2004.
- [15] Moura, L. **Análise da Adequabilidade dos Protocolos de Negociação ao Reconhecimento de Padrões**. Departamento de Informática e Matemática Aplicada, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2005. Trabalho de Graduação.
- [16] Mukhopadhyay, S. et.all, **Large-scale Multi-agent Information Classification Using Dynamic Acquaintance Lists**, *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, Vol. 54, No. 10, pp. 966-975, 2003.
- [17] Osborne, M. **An Introduction to Game Theory**. Oxford University Press, 2003.
- [18] Peng, S.; Mukhopadhyay, S.; Raje, R.R.; Palakal, M. and Mostafa, J. **A Comparison of Single-Agent and Multi-Agent Architectures for the Classification of Handwritten Text**, *Proceedings of 10th IEEE Heterogeneous Computing Workshop, HCW 2001*, pp: 10 pages, San Francisco, California, 2001.
- [19] Souto, Marcílio C. P. Bittencourt, Valnaide G. Abreu, Marjory C. C. Costa, José Alfredo F. Canuto, Anne M P. **Aplicação de Multiclassificadores Heterogêneos no Reconhecimento de Classes Estruturais de Proteínas**. In: *Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, 2005. Natal/RN.
- [20] Tolba, A and Abu-Rezq, N. **Combined Classifier for Invariant Face Recognition**. *Pattern Analysis and applications*, vol.3, pp. 289-302, 2000.
- [21] Vuurpijl, L. and Schomaker, L. **Multiple-Agent Architectures for the Classification of handwritten Text**, IWFHR6, International Workshop on Frontiers of Handwriting Recognition, pp. 335--346, 1998.
- [22] Wooldridge, M. **An Introduction to Multiagent Systems**. Department of Computer Science, University of Liverpool, UK: JOHN WILEY & SONS, LTD, 2002.