

## **I-041 – MODELAGEM DE CLORO RESIDUAL LIVRE EM SISTEMA DE ADUÇÃO DE ÁGUA TRATADA DE CAMPINA GRANDE (PB): APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS**

**Adriano Oliveira da Silva<sup>(1)</sup>**

Graduando em engenharia sanitária e ambiental pela Universidade Estadual da Paraíba.

**Clarissa Câmara de Freitas**

Engenheira sanitária e ambiental pela Universidade Estadual da Paraíba. Mestranda em engenharia civil e ambiental pela Universidade Federal de Campina Grande.

**Rui de Oliveira**

Engenheiro Civil pela Universidade Estadual do Maranhão (UEMA). Mestre em Engenharia Civil pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Professor PhD da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB).

**Celeide Maria Belmont Sabino Meira**

Engenheira Civil e Arquiteta e Urbanística pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Mestre em Engenharia Civil pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Professora Doutora da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB).

**Andrezza Kelly Alves de Lima**

Graduando em engenharia sanitária e ambiental pela Universidade Estadual da Paraíba.

**Endereço<sup>(1)</sup>:** Rua Amélia Machado da Nóbrega, 144 - Centro - Massaranduba - PB - CEP: 58120-000 - Brasil  
- Tel: (83) 8842-6104 - e-mail: [adriano\\_able@hotmail.com](mailto:adriano_able@hotmail.com)

### **RESUMO**

Os sistemas de abastecimento de água são essenciais para reduzir a ocorrência das doenças de veiculação hídrica. A qualidade da água fornecida pelo sistema de distribuição é garantida pela desinfecção, período do tratamento responsável para proteção contra elementos biológicos capazes de causar danos à saúde pública. A concentração limite desse desinfetante, que deve ser concedido em todos os pontos da rede de distribuição, é regulada atualmente pela Portaria MS 2.914/11. Este é um dos problemas que as concessionárias apresentam em virtude do decaimento do comportamento do cloro no sistema e, comete o exercício de supercloração, comprometendo à saúde de toda a população. As entidades gestoras procuram estratégias de intervenção, e como forma de responder essa problemática, foi desenvolvida a adequação da aplicação de modelos em redes neuronais artificiais, constituindo uma modelagem computacional que busca assimilar o cérebro humano. O objetivo do presente trabalho é modelar a degradação da qualidade da água tratada num sistema de adução de água de abastecimento de médio porte, utilizando como ferramenta a Aplicação de Redes Neurais, na cidade de Campina Grande (PB), Região Nordeste do Brasil. Os resultados apresentaram a eficiência das redes neurais para a modelação à variação do cloro residual livre, apontando suas concentrações em todos os pontos de monitoração acima dos padrões estabelecidos pela Portaria 2.914/2011 do Ministério da Saúde e, portanto, mostrando a significativa à aplicação da RNA no sistema de adução de água tratada.

**PALAVRAS-CHAVE:** Sistema de Distribuição de água, Modelagem, Redes Neurais Artificiais.

### **INTRODUÇÃO**

A água é um dos recursos naturais mais intensamente utilizados (BRAGA et al., 2003). Com o aumento da população nos centros urbanos, muitas vezes acompanhados por um aumento contínuo dos consumos, a pressão exercida sobre os reservatórios e outras origens de água potável tem vindo a crescer, por vezes causando efeitos negativos persistentes nas zonas de exploração. O aumento de microrganismos patogênicos que utilizam a água como veículo de cessão de doenças, na distribuição da água para a população, é uma preocupação constante no Brasil e no mundo.

A relação entre a água e a saúde foi reforçada com a ocorrência de diversas epidemias de doenças relacionadas ao consumo de água sem tratamento, a principal delas foi o surto de cólera em Londres, no ano de 1854 (LIBÂNIO, 2008). Tem-se assistido, um maior interesse das entidades gestoras em relação ao sistema de abastecimento de água, investindo em renovação de redes, para a captação, o tratamento, transporte e distribuição de água e, em geral, no melhoramento do desempenho das infraestruturas. Na maioria dos

sistemas de tratamento e distribuição de água à população e outros consumidores, utiliza o agente químico cloro para proteção contra elementos biológicos capazes de causar danos à saúde pública.

O cloro é introduzido na água em uma das últimas etapas do tratamento em Estações de Tratamento de Água (ETA), chamada desinfecção, e apresenta diversas vantagens quando comparado a outros agentes, como a manutenção de um residual. A falta de informação por partes de alguns operadores, em relação ao comportamento do cloro na rede, pode gerar certos problemas na aplicação de concentrações elevadas de cloro nas estações de tratamento. Entretanto este procedimento pode acarretar diversos problemas como a possibilidade de produzir gosto, odor e produtos carcinogênicos (trihalometanos) (AZEVEDO NETTO & RICHTER, 1998).

Para submeter os riscos associados ao uso do cloro foram estabelecidos na Portaria 2914/11 do Ministério da Saúde, que a água produzida e distribuída para o consumo humano deve ser controlada, e concentrações mínimas e máximas permitidas devem ser seguidas pelas empresas prestadoras do serviço de abastecimento de água.

A Portaria Nº 2914/2011 do Ministério da Saúde estabelece que, após o processo de desinfecção, a água deve conter um teor mínimo de cloro residual livre de 0,2 mg/L, sendo obrigatória a manutenção de um mínimo de 0,2 mg/L em qualquer ponto da rede de abastecimento. Já o teor máximo de cloro residual Combinado, em qualquer ponto do sistema de distribuição deve ser de 2,0 mg/L.

As dificuldades apresentadas nos sistemas de distribuição para o monitoramento da qualidade de água requer certa adoção de ferramentas que permitam uma avaliação eficiente e em tempo real para análise do cloro residual, já que não mantém o seu comportamento estável em toda rede.

A compreensão e os modelos de simulação matemática consistem nos instrumentos computacionais utilizados para o diagnóstico de funcionamento de distribuição de água, principalmente no que se refere ao decaimento do cloro, constituindo uma ferramenta importante para análise do controle dos sistemas por parte dos operadores. Estas ferramentas podem ser utilizadas para formular simulações do comportamento do cloro, permitindo a obtenção de informações sobre o comportamento de um sistema, como a identificação de áreas problemáticas e, o ajustamento à concentração de cloro adicionado na estação de tratamento de água, podendo ser realizada poupando gastos e aprimorando os resultados. A utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA) é de grande potencial, em aplicação de metodologias para prevenção as grandes possibilidades de condições operacionais e ambientais.

#### Aspectos gerais

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são Processadores Distribuídos em Paralelo ou Neurocomputadores, inspiradas no funcionamento do cérebro humano, surgidas em 1943, pelo trabalho de MCCULLOCH e PITTS (LINGIREDDY, et al., 2005).

De acordo com (HAYKIN, 1999), as RNA podem ser definidas da seguinte forma: Uma rede neuronal artificial é um processador massivamente distribuído em paralelo constituído por unidades de processamento simples, que tem a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para ser utilizado. Assemelha-se ao cérebro em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela rede a partir do meio envolvente através de um processo de aprendizagem;
- As intensidades das ligações entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são usadas para armazenar o conhecimento adquirido.

#### Modelo

Uma característica de rede neural é um conjunto de nós, que são nomeados nós de entrada, alguns nós de saída, e, entrenós estão cobertos. Cada ligação entre os neurônios tem um peso numérico. Quando a rede estiver em execução, o valor será aplicado a cada nó de entrada - os valores que estão sendo alimentados por um operador humano, a partir de sensores ambientais. Cada nó passa então o valor dado às conexões que levam para fora dela, e em cada ligação o valor é multiplicado pelo peso associado a esse respeito.

Cada nó na camada subsequente então recebe um valor que é a soma dos valores produzidos pelas conexões que levam até ele, e em cada nó um simples cálculo é executado sobre o valor - uma função sigmóide é

característica. Este sistema é repetido então, com os resultados sendo passados através de classes seguintes de nós até que os nós de saída são obtidos. Os primeiros modelos teve um número estável de camadas. Os algoritmos genéticos são os mais usados para desenvolver a estrutura neural.

#### Razões da aplicação

As RNA vêm desenvolvendo diversas aplicações em diferentes áreas da ciência melhorando a classificação dos dados, aproximação de funções, planejamento, monitoramento, diagnóstico e nos processos de sistema de controle. A crescente utilização das RNA em campos como a engenharia hidráulica, na modelação de água, prendem-se com os benefícios que lhes estão associados em relação à aprendizagem, generalização, o paralelismo massivo potencial, a robustez e correspondência parcial.

Estes benefícios, na prática traduzem-se em que as RNA consigam encontrar boas soluções mesmo com dados sujeitos a ruído, falhas, informações imprecisas ou corrompidas (KASABOV, 1996).

#### MATLAB

Software que será utilizado para criar redes neurais para aplicação da modelagem de cloro residual livre em sistema de adução de água tratada.

Este trabalho é um estudo sobre o monitoramento do cloro residual livre num sistema de adução de água tratada de médio porte, e a modelação da variação do cloro residual livre no sistema adutor de água tratada, utilizando redes neurais artificiais como ferramenta no sistema de distribuição de água de Campina Grande, estado da Paraíba, Região Nordeste do Brasil.

### **MATERIAIS E MÉTODOS**

Foram determinados dois locais de amostragem, um localizado na saída da Estação de Tratamento de Água (ETA) de Gravatá em Boqueirão (Reservatório R0), aonde partem três linhas de adução (500 mm – AD 500, 700 mm – AD 700 e 800 mm – AD 800), o segundo localizado na cidade de Campina Grande no bairro Santa Rosa (Reservatório R9), local de chegada dessas linhas de adução e de onde é feito o suprimento para os outros reservatórios do sistema de distribuição (ALBUQUERQUE, 2007).

A coleta é realizada através de uma torneira externa, tomando os devidos cuidados de assepsia da mesma. No R0 a amostra é coletada numa torneira externa do próprio reservatório, sendo representativa para a entrada das três adutoras. No R9 essas amostras são coletadas na chegada dos três pontos de amostragem, AD 500, AD 700 e AD 800. As coletas foram realizadas semanalmente.

Para a determinação do CRL foi utilizado o método titulométrico DPD – SFA. A análise deve ser feita no local, no mesmo instante em que a coleta foi realizada, para evitar a degradação e a reação desse Cloro com outros agentes externos, que possam vir a influenciar no resultado final. Neste método, as espécies de cloro residual são determinadas por análise volumétrica de oxidação-redução, utilizando o sulfato ferroso amoniacal (SFA) como titulante e o oxalato ou sulfato de N, N – dietil – p – fenilenediamina (DPD) como indicador.

O CRL reage instantaneamente com o DPD, na ausência de íons iodeto, com a produção de coloração avermelhada cuja intensidade está relacionada à quantidade de CRL disponível. O cloro livre pode ser imobilizado com glicina (ácido aminoacético) permitindo a determinação de frações interferentes de bromo e iodo sendo este valor usado para subtrair do resultado de uma prova na qual o cloro livre não tenha sido imobilizado.

Para a construção dos mapas auto organizáveis, partindo-se do conjunto de dados coletados em termos da variável CRL, foram as distâncias dos pesos de cada neurônio, de acordo com a métrica euclidiana. Após a coleta dos dados, foi feito o tratamento estatístico removendo os outliers. Em seguida, o vetor de entrada é apresentado no algoritmo, de modo que a ativação inicial de cada unidade de saída é calculada. Os dados foram normalizados à fim de que todos os vetores de entrada sejam convertidos a uma mesma escala, evitando a maior impacto de certos valores elevados, sobre a distância dos neurônios.

Os neurônios de entrada são diretamente conectados as unidades de saída, e estes últimas podem estar ligadas entre si por conexões laterais inibitórias ou negativas. O neurônio de saída com maior sinal inicial terá a maior

chance de vencer a disputa sobre os outros neurônios, que perderão o poder de ativação ao longo do tempo. Os neurônios de saída competem entre si, tendo os pesos aumentados da unidade que se sobressaiu na competição, favorecendo que a mesma conexão permaneça ativa na próxima repetição.

O modelo foi construído com 10 neurônios na camada oculta, cujos pesos foram racionados de tal forma que a soma destes sempre será 1. Este procedimento evita que um neurônio possa se tornar dominante e permanecer ativo em todo o tempo.

Em seguida, é eleito um neurônio, que será adaptado para melhor representar o sinal de entrada. Nesta etapa, não apenas o neurônio que ganhou a competição é adaptado, mas também a sua vizinhança, que estabelece uma interação local entre os neurônios, que ao longo do aprendizado, promove a organização geral do mapa (KOHONEN, 1997).

O grau de adaptação do neurônio e de seus vizinhos depende da função de vizinhança e da taxa de aprendizagem. Para cada dado apresentado à rede, haverá uma competição entre todos os neurônios, de modo que o neurônio cujo vetor dos pesos for o mais próximo do dado apresentado, “vence” a competição.

Assim, seja  $v_n$  pertencente ao conjunto de dados, tomado aleatoriamente e apresentado à rede. Todos os neurônios recebem a mesma entrada  $v_n$ . Calcula-se a distância do vetor de pesos sinápticos ( $m_i$ ) de cada neurônio  $i$  em relação ao vetor  $v_n$  de acordo com uma métrica, que no caso é a distância euclidiana, dada pela Equação 1:

$$(m_i, v_n) = \|m_i - v_n\| = \sqrt{\sum_{j=1}^D \|m_{ij} - v_{nj}\|^2} \quad \text{equação (1)}$$

Após serem calculadas todas as distâncias, é eleito um neurônio de índice  $c$ , dado pela Equação 2:

$$c = \arg \min_i \{\|m_i - v_n\|\} \quad \text{equação (2)}$$

O aprendizado competitivo afirma que o neurônio vencedor deve então ser adaptado para melhor representar o sinal de entrada. Nesta etapa, não apenas o neurônio vencedor é adaptado, mas os seus vizinhos também o são, como já foi mencionado. O novo valor do peso sináptico é definido por uma função de adaptação no instante  $t+1$ , dada pela Equação 3:

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha(t) \times h_{ci} \times [m_i(t) - \quad \text{equação (3)}$$

onde  $t$  é um número inteiro representando a coordenada discreta do tempo,  $h_{ci}$  é o grau de vizinhança entre os neurônios e  $\alpha(t)$  é a taxa de aprendizagem. É preciso que à medida que o tempo tenda ao infinito, o grau de vizinhança tenda a zero, ou seja, a função de adaptação deve reduzir o grau de vizinhança ao longo do treinamento para que ocorra a convergência do mapa de Kohonen (KOHONEN, 1997). O grau de vizinhança é calculado pela Equação 4 com  $r_c$  e  $r_i$  representando as posições dos neurônios de índices  $i$  e  $c$ .

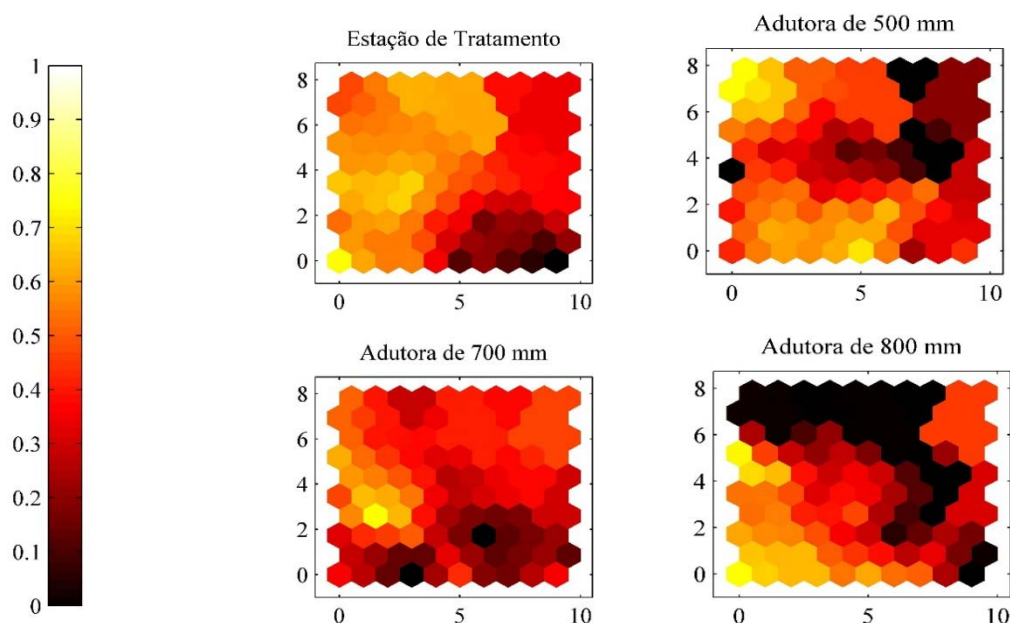
$$h_{ci} = h(\|r_c - r_i\|, t) \quad \text{equação (4)}$$

quando  $\|r_c - r_i\|$  o grau de vizinhança sofre uma redução exponencial.

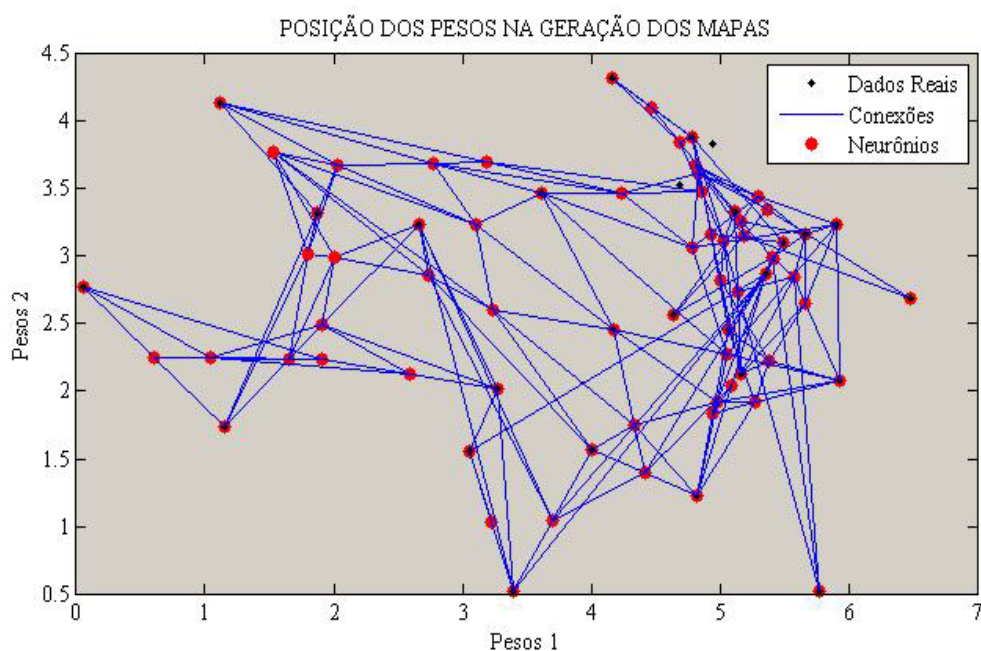
Para estas condições foram feitas 200 iterações, com uma matriz de 10x10 neurônios, utilizando o algoritmo de atualização dos pesos sinápticos dos neurônios em que a cada que um item é apresentado à rede, ele sofre o processo de incremento, onde o modelo é postergado apenas após a apresentação de todos os elementos (ULTSCH & SIEMON, 1990).

## RESULTADOS OBTIDOS

A concentração de Cloro Residual Livre, representada na Figura 1, em todos os pontos de monitoração está acima dos padrões estabelecidos pela Portaria 2.914/2011 do Ministério da Saúde. Tal cenário pode estar ocorrendo devido a uma falta de gestão no plano de monitoração de vigilância da qualidade da água.

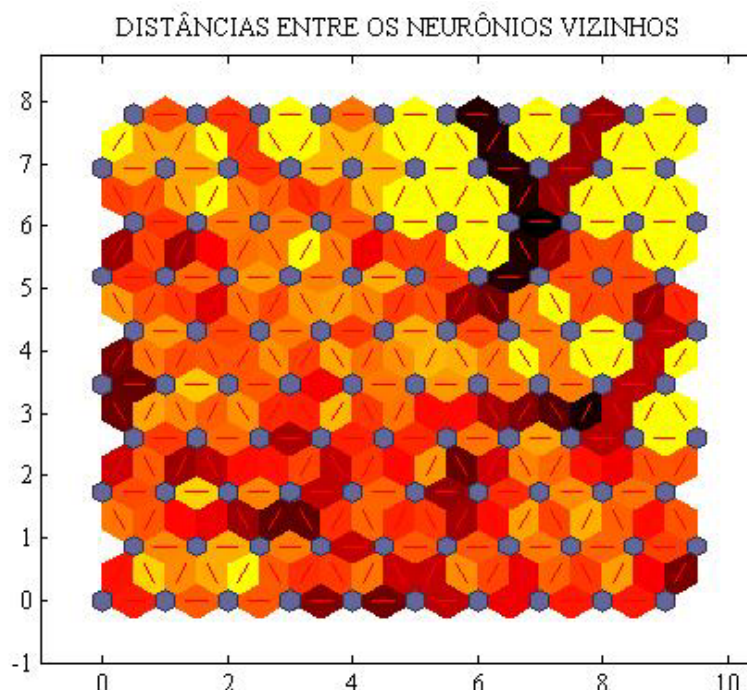


**Figura 1** - Planos de entrada em relação ao Cloro Residual Livre, em cada ponto de coleta.



**Figura 2** – Adaptação dos neurônios para a melhor representação do perfil de CRL em mapas.





**Figura 3** – Mapa topológico: distâncias entre os neurônios para a formação do mapa auto organizável.

## CONCLUSÕES

As redes neurais foram eficientes para a modelação à variação do cloro residual livre no sistema adutor de água tratada. Após o treinamento, a simulação e o teste das RNA, obtivemos planos de entrada em relação ao Cloro Residual Livre em cada ponto de coleta, e podemos executar a adaptação dos neurônios para a melhor representação do perfil de CRL, mostrando a significativa da aplicação do modelo de RNA na rede de abastecimento da cidade de Campina Grande-PB.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ALBUQUERQUE, A. A. Análise e Métodos de Otimização para Eficiência Energética de Estações Elevatórias em Sistemas de Abastecimento de Água. Tese de doutorado. Programa Institucional de Doutorado Temático em Recursos Naturais da UFCG. Campina Grande, 2007.
2. AZEVEDO NETO, J. M.; RICHTER, C. *Tratamento de água*. São Paulo: Edgard Blucher, 1998.
3. BRAGA, B.; HESPAHOL, I.; CONEJO, J. C. L.; BARROS, M. T.; SPENCER, M.; PORTO, M.; NUCCI, N.; JULIANO, N.; EIGER, S. *Introdução à Engenharia Ambiental*. 2ª impressão. São Paulo: Prentice Hall, 2003.
4. BRASIL. MINISTÉRIO DA SAÚDE. Secretaria de Vigilância em Saúde. Diretriz nacional do plano de amostragem da vigilância em saúde ambiental relacionada à qualidade da água para consumo humano. Brasília: Ministério da Saúde, 2006. 60p.
5. HAYKIN, S., 1999. *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*. Singapura : Pearson Education, 1999. ISBN 81-7808-300-0.
6. KASABOV, N. K., 1996. *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. Massachusetts : MIT Press, 1996. ISBN 0-262-11212-4.
7. KOHONEN, T., KASKI, S., LAPPALAINEN. Self-Organization Formation of Various Invariant-Feature Filters in the Adaptive-Subspace SOM. *Neural Computation*, vol 9, nº6, pg. 1321-1344, 1997.
8. LIBÂNIO, M. *Fundamentos de Qualidade e Tratamento de Água*. 2 ed. Campinas: Editora Átomo, 2008.
9. LINGIREDDY, S.; BRION, G. M., 2005. *Artificial Neural Networks in Water Supply Engineering*. Reston, Virginia : ASCE, 2005. ISBN 0-7844-0765-7.
10. ULTISCH, A.; SIEMON, H.. Kohonen's Self Organization Feature Maps for Exploratory Data Analysis. In: International Neural Network Conference. Kluwer Academic Press, Paris, pg. 305-308, 1990.