

Estimation of Loos and Dispersion Factors Study Some Acidic-Salt Solution Under Radiofrequency by using Artificial Neural Network

Fadime ÖGÜLMÜS
Sakarya University TEF , Adapazari

Abstract: The special conductivity (S) of electrolytic solutions changes depending on their electrolytic resistance and solution concentration. These variations provide the ability of detailed investigation of electrolytic solutions. In this work, some properties of electrolytic solutions are investigated by using radio frequency (RF) electromagnetic fields. Various methods are used in this experimental study, including the bridge method and resonance method in this study, the resonance method is used. Amongst two different approaches, named inductive method and capacitive cell method. We have preferred the former one for this study. The reason for this is that the inductive method seems to be more feasible in the applications than the latter.

In this study, the loss factor ($\chi'' = Q^{-1}$) and dispersion factor ($\chi' = \frac{\omega_0^2}{\omega^2} - 1$) are calculated by using the quality factor (Q), for four different solutions HCl-MgCl₂. The loss factor (c'') and dispersion factor (c') are investigated to depend on chosen solutions, circuit parameters in lots of experiment and founded how change is. Estimation of (c'') and (c') values by using ANN.

Keywords: LRC Resonance, Loss Factor (c''), Dispersion Factor (c'), Solution Resistance (R_c) Equivalent Inductance (\wedge), Artificial Neural Network.

Bazi Asit-Tuz Çözeltilerinin Radyo Frekans Altında Kayıp ve Dispersiyon Faktörlerinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi

Özet: Elektrolitik çözeltilerin öziletkenlikleri (S), esdeğer iletkenliklerine, elektrolitik dirençlerine, çözelti konsantrasyonuna (g) bağlı olarak değişim göstermektedir. Bu değişim elektrolitler için daha ayırt edici detaylı çalışmalar yapmamıza olanak sağlamıştır.

Bu çalışmada elektrolitik çözeltilerin bazı özellikleri Radyo-Frekans (RF) elektromanyetik alanlar kullanılarak incelenmiştir. Bu uygulama için pek çok farklı yöntem kullanılmaktadır. En çok bilinen iki yöntemden birisi köprü diğeri ise rezonans yöntemidir. Bu çalışmada rezonans yöntemi kullanılmıştır. Rezonans yöntemi indüktif ve kapasitif ölçme hücresi olmak üzere iki farklı durum içerir. Bu çalışmada indüktif ölçme hücresi tercih edilmiştir. Bunun nedeni ise indüktif yöntemin kapasitif yöntemden deneysel olarak daha uygulanabilir olmasıdır.

Bu çalışmada rezonans devresinde kalite faktöründen (Q) yararlanarak kayıp faktörü ($\chi'' = Q^{-1}$) ve dispersiyon

faktörü ($\chi' = \frac{\omega_0^2}{\omega^2} - 1$) HCl-MgCl₂ Asit-Tuz çözeltisi için hesaplanmıştır.

Kayıp ve dispersiyon faktörlerinin seçilen çözeltilere, devre parametrelerine ne şekilde bağlı olduğu çok sayıda deneyle incelenen, χ' ve χ'' değerleri YSA kullanılarak hesaplanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları, Kayıp Faktörü (c''), Dispersiyon (Dağılım) Faktörü (c'), Çözelti Direnci (R_c), Esdeğer İletkenlik (\wedge).

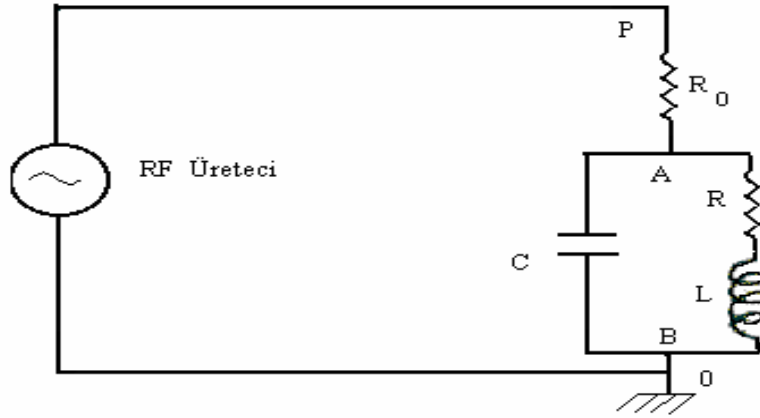
F.ÖGÜLMÜS, 'Estimation of Loos and Dispersion Factors Study Some Acidic-Salt Solution Under Radiofrequency by using Artificial Neural Network', Elec Lett Sci Eng, vol. 2(1), (2006), 53-58

* Corresponding author; Tel.: +(90) XXX YYYYYYY, E-mail: fadimeogulmus@yahoo.com

1. Giriş

Elektrolitik çözeltilerin RF elektromanyetik alanlarla etkileşiminin incelenmesi genel olarak sigasal ya da bobinsel ölçme hücreleri kullanılarak yapılır. Bobin türü ölçme hücreleri kullanılarak yapılan çalışmalarda çözelti-RF alan etkileşim mekanizmasının yorumlanması bir takım zorluklar içerir ve bu tür etkileşim tam olarak anlaşılabilmis değildir [1.2].

Çalışmamızda paralel bir LRC devresinin bobin elemanı ölçme hücresi olarak kullanılmış ve LRC devresinin rezonans koşullarındaki değişimleri incelenerek, çözelti-alan etkileşim mekanizması açıklanmaya çalışılmıştır. Bobin türü bir etkileşim hücresinde çözelti alan etkileşimi yalnızca indüktif etkileşim değildir kompleks indüktans olarak tanımlanması yoluyla anlatılabilir [3.4]. Elektrolitik çözelti ihtiva eden bobinsel bir hücrenin kompleks indüktans olarak belirtilmesi sonucu paralel rezonans devresi şekil 1 deki gibi gösterilebilir.



Şekil 1 Bobin hücresinde elektrolitik çözelti bulunan titreşim devresi (Kompleks indüktanslı titreşim devresi)[5]

Devrenin kayıp direnci aşağıdaki gibi hesaplandıktan sonra χ' olarak tanımlanan yeni parametre dispersiyon faktörü ,

$$\chi' \equiv \mu' - 1 = \frac{\omega_0^2}{\omega^2} - 1 \quad (1)$$

şeklinde yazılabilir.

Deneyel çalışmalarımızda sabit bir ω_0 durumunda her bir çözelti konsantrasyonu için ω rezonans frekansı belirlenerek, dispersiyon faktörünün konsantrasyona göre değişimleri saptanmıştır.

Devrenin kayıp faktörü ise ,

$$\chi'' = \left(\frac{R}{\omega_0 L_0} + \frac{\omega_0 L_0}{R_0} \right) \left(\frac{V_{r0}}{V_r} - 1 \right) \quad (2)$$

bağıntısı elde edilir [3.4]. Bu bağıntıdaki büyüklüklerin tamamı deneysel olarak ölçülebilir büyüklüklerdir. Yaptığımız deneylerde her bir çözelti yoğunlaşması, çözelti türü, çalışma frekansı, bobin hücresi ve diğer parametrelerin değiştirilmesi sırasında kayıp faktörü χ'' nün

değerleri ve değişimleri (2) bağıntısı kullanılarak hesaplanmış elde edilen veriler tablolara geçirilmiş ve bu tablolardan yararlanılarak grafikler çizilmiştir. Sistem parametrelerine bağlı olarak kayıp faktörünün değişim grafikleri ve bu grafiklerden yapılan çıkarımlar, çözelti-alan etkilesimi konusunda önemli bilgiler sağlamıştır. χ' ve χ'' için yapılan çıkarımlar daha sonra çözelti-alan etkilesimi için önerilen modellerle karşılaştırılarak, bu etkilesimin mekanizması üzerine yorumlar yapılmıştır. Tablo(2)'de bir ölçme hücresinde değişik frekanslarda, konsantrasyona göre kayıp faktörleri verilmiştir.[5]

Tablo 1 Bir ölçme hücresinde değişik frekanslarda, konsantrasyona göre kayıp faktörleri[5]

HCl-MgCl ₂	L (B.Boy).....: 11.1 cm		V _{r0}: 4.00 V			
	L ₀: 27.80 µH		T(Sıcaklık).....: 25 °C			
	R ₀: 10440 Ω		γ ₀ (Normalite).....: 4.00 N			
F ₀ (MHz)	2.00	1.80	1.60	1.40	1.20	1.00
V ₀ (V)	5.40	5.60	5.80	6.00	6.40	7.00
-Log ₂ (?/? ₀)	χ''	χ''	χ''	χ''	χ''	χ''
Bos	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Saf Su	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
0	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001
1	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001
2	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001
3	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001
4	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001
5	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001
6	0.003	0.002	0.001	0.001	0.001	0.001
7	0.006	0.003	0.002	0.001	0.001	0.001
8	0.009	0.006	0.004	0.002	0.001	0.001
9	0.012	0.010	0.006	0.004	0.002	0.001
10	0.015	0.013	0.008	0.005	0.004	0.002
11	0.015	0.014	0.010	0.007	0.005	0.003
12	0.013	0.012	0.009	0.007	0.006	0.004
13	0.010	0.007	0.007	0.005	0.005	0.004
14	0.006	0.005	0.004	0.003	0.002	0.002
15	0.003	0.002	0.002	0.002	0.001	0.001
16	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
17	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
18	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
19	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
21	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Bu çalışma ile yapılan deney sonuçlarından yararlanılarak χ' ve χ'' değerlerinin hesaplanması yapay sinir ağı kullanılarak gerçekleştirilmiş, en iyi performansın alındığı ağ yapısı belirlenmiştir.

2. YSA ile Yapılan Çalışma

Bu çalışmada yapay sinir ağını eğitmek için matlab'ın Neural Network ToolBox'i kullanılmıştır.

Geri Besleme Algoritması

Çok çeşitli geri besleme algoritmaları mevcuttur. En basit geri besleme uygulaması, ağıdaki ağırlık, biaslar ve komutlar doğrultusunda güncel bilgileri öğrenir, bu sırada negatif eğim ile Performans fonksiyonu da hızla azalır. Bu algoritmanın bir iterasyonu şöyle yazılabilir [6].

$$X_{k+1} = X_k - a_k g_k \quad (3)$$

Burada, X_k ; mevcut ağırlıkların ve biasların vektörü, g_k ; mevcut eğim ve a_k ; öğrenme oranıdır. Eğim ini algoritmasını tamamlayan iki farklı yol vardır: artis modu ve küme modu. Artis modunda, eğim hesaplanır ve her giriş ağına uygulandığında ağırlıklar güncelleştirilir. Küme modunda ise, ağırlıklar güncelleştirilmeden önce bütün girişler ağına uygulanır [6].

Levenberg-Marquardt(trainlm)

Quasi-Newton metodunda olduğu gibi, Levenberg-Marquardt algoritması da, Hessian matrisini hesaplamadan, ikinci-sıra eğitim hızına yaklaşmak için dizayn edilmiştir. Performans fonksiyonu, kareler toplamı formunu aldığı anda, Hessian matrisi suna yaklaşır [6];

$$H = J^T J \quad (4)$$

Ve eğim şöyle hesaplanır;

$$g = J^T e \quad (5)$$

Burada J; Jacobian matrisidir, bu ağırlıklara ve biaslara uyarak yapay sinir ağı hatalarının ilk türevlerini içerir, e ise ağına hata vektörüdür. Jacobian matrisi, standart geri besleme tekniği ile hesaplanabilir. Bu hesaplama Hessian matris hesaplamasına nazaran daha az karmaşıktır. Levenberg-Marquardt algoritması şu yaklaşımı kullanır [6];

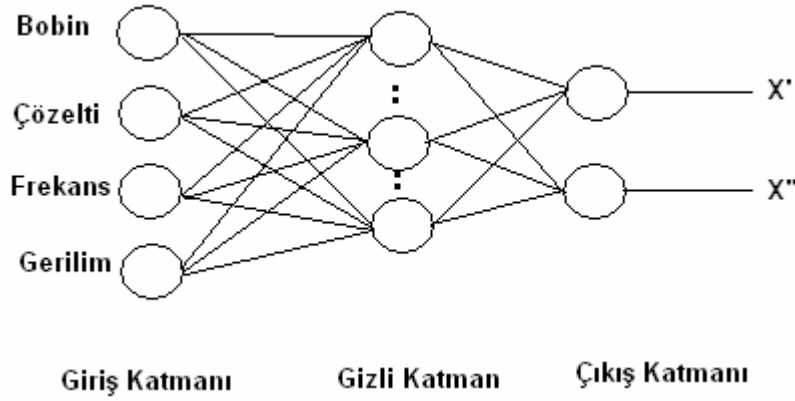
$$X_{k+1} = X_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (6)$$

Newton metoduna göre, scalar μ sıfır olduğunda, klasik olarak Hessian matrisi kullanılır. μ geniş olduğunda, eğim ini, küçük basamak ölçüsüne sahip olur. Newton metodu daha hızlıdır ve hatayı minimuma indirerek doğruya yaklaşır. Bu nedenle, her başarılı adımdan sonra μ azalır, sadece deneme niteliğindeki adımlarda artar buda performans fonksiyonunu arttırır. Bu sayede de algoritmanın her iterasyonunda, performans fonksiyonu ile ölçülen değer daima azalır, böylelikle performans artar [6].

Gradient descent w/momentum backpropagation(traingdm)

Traingdm fonksiyonu bir ağı eğitilmesinde momentumla ağırlıkların ve bias değerlerinin güncellenmesini sağlar. Geribeslemeli ağların performans hesaplanmasında kullanılmaktadır.

Şekil(2) de uygulamada kullanılan sinir ağı verilmiştir. 1009 adet deney sonucunun 672 tanesi eğitim 336 tanesi ise test için kullanılmıştır.



Sekil 2 Uygulamada kullanılan YSA modeli

Tablo 1 üzerinde uygulamada kullanılan bobin degerleri,çözelti konsantrasyonlari,frekans ve gerilim degerleri verilmistir.

Çalışma da HCL-MgCl₂ çözeltisinin 24 tane konsantrasyonu alınmistir.

Kullanılan bobin degerleri(7.8 **mH**, 46.8 **mH**, 67.70 **mH**, 96.70 **mH**, 115.80 **mH**, 139.80 **mH**, 172.70 **mH**), uygulanan frekans degerleri ve gerilim degerleri giris ve hesaplanan X'(dispersiyon), ve X'' (kayıp faktörü) degerleri çıkis olarak alınmistir.1009 tane deneyin 766 tanesi eğitim 243 tanesi ise test için kullanilmistir.

Ag öncelikle farkli sayida gizli katman ve traingdm ve trainlm fonksiyonlari kullanilarak egitilmistir. Sonuçlar Tablo(2) ve Tablo(3) te verilmistir.

3. Sonuç

Tablo 2 TrainGDM fonksiyonu ile elde edilen sonuçlar

Katman Sayisi	MSE	R ²
ANN(4 10 2)	0,0104665	0,00946
ANN(4 20 2)	0,0861968	0,00851
ANN(4 30 2)	0,0201471	0,00191
ANN(4 40 2)	0,0105875	0,00958
ANN(4 50 2)	0,00856426	0,0756

Tablo 3 TrainLM fonksiyonu ile elde edilen sonuçlar

Katman Sayisi	MSE	R²
ANN(4 10 2)	9.75777e-6	0,99025
ANN(4 20 2)	6,8399e-6	0,99317
ANN(4 30 2)	1,93707e-6	0,99807
ANN(4 40 2)	7,13825e-7	0,99920
ANN(4 50 2)	1,69743e-5	0,98302

Agin eğitiminde Traingdm fonksiyonu kullanildiginda gizli katman sayisinin artirilmasi halinde performansin iyilestigi fakat istenilen degere sadece %7 oraninda yaklastigi görülmüştür. Trainlm fonksiyonu ile her katman sayisinda %99 performans degerleri elde edilmistir.YSA 'nin trainlm fonksiyonu ile egitilmesi ile daha iyi netice alindigi görülmüştür.

YSA kullanimi ayni zamanda uzun ugraslar sonunda elde edilen dispersiyon ve kayip degerlerinin %99 basari ile elde edildiği görülmüştür.

4. Referanslar

- [1] GÜNEY, Y, Elektrolitik Çözeltilerde Radyofrekans Etkileşimler. Doktora Tezi, Istanbul (1993)
- [2] DELAHAY, P. REILLEY, C. N. New Instrumental Methods in Electrochemistry. Interscience Publishers Ltd., London, (1954)
- [3] ESEN, H., Amino Asit ve Elektrolitik Çözeltilerinin, Radyofrekansta (200 KHZ - 40 MHz) Elektrodinamik Alandan Sogurdıkları Enerjinin Konsantrasyonla Degisiminin Indüktif Tip Hücre ile Incelenmesi. Ankara Üniv.Tıp Fakültesi Mecmuasi, Cilt:34, Sayi:1, pp.57-72, (1981)
- [4] ÇETIN, M., Multiple Ionic Relaxations in Electrolytic Solutions and the Radio Frequency Investigation of this Effect. Doçentlik Tezi, Diyarbakir, (1978)
- [5] YIGIN, M., Bazi Asit-Tuz Çözeltilerinin Radyo Frekans Altinda Kayip Ve Dispersiyon Faktörlerinin Incelenmesi , Yüksek Lisans Tezi, Sakarya(2006)
- [6] MATLAB® Documentation (2002) Neural Network Toolbox Help, Version 6.5, Release 13, The MathWorks, Inc.,