

# KAVRAMSAL SINIFLANDIRMA İÇİN İLGİLİLİK GERİBESLEMESİ: KARŞILAŞTIRMALI BİR ÇALIŞMA

## RELEVANCE FEEDBACK FOR SEMANTIC CLASSIFICATION: A COMPARATIVE STUDY

Tuğrul K. Ateş<sup>1,2</sup>, Savaş Özkan<sup>1,3</sup>, Medeni Soysal<sup>1,2</sup>, A. Aydın Alatan<sup>2</sup>

1. TÜBİTAK Uzay Teknolojileri  
Araştırma Enstitüsü  
{tuğrul.ates,savas.ozkan,medeni.soysal}  
@uzay.tubitak.gov.tr

2. Elektrik-Elektronik  
Mühendisliği Bölümü  
Orta Doğu Teknik Üniversitesi  
alatan@eee.metu.edu.tr

3. Elektrik-Elektronik  
Mühendisliği Bölümü  
Osmangazi Üniversitesi

### ÖZETÇE

Gelişmekte olan teknolojiler yardımı ile birlikte televizyon ve internetten erişilebilen çoğulortam verisinin sayısındaki büyük artış, böyle verilerin etkin denetlenmesi ve sınıflandırılmasını bir sorun olarak ortaya sermektedir. İlgililik geribeslemesi, getirme sonuçlarının insanlar tarafından değerlendirilmesine dayanan ve bilgi getirme sistemlerinde fikirler ile alt düzey gösterimler arasındaki kavramsal boşluğu daraltmayı sağlayan bir tekniktir. İçerik tabanlı üst düzey sınıflandırma sistemleri daha yüksek getirme başarımı için bir ilgililik geribeslemesi aşaması uygulayabilirler. Bu bildiride genel kavramsal sınıflandırma başarımını artırmak için kullanılacak farklı ilgililik geribeslemesi algoritmaları deneysel bir çerçeve içerisinde tartışılmakta ve karşılaştırılmaktadır. Elde edilen sonuçlar üzerinden ise bazı iyileştirmeler önerilmektedir.

### ABSTRACT

Immense increase in the number of multimedia content accessible from television and internet with the help developing technologies reveals efficient supervision and classification of such content as a problem. Relevance feedback is a technique which relies on evaluation of retrieval results by humans and enables reduce the semantic gap between ideas and low level representations. Content based high level classification system may employ relevance feedback for improved retrieval performance. In this paper, different relevance feedback algorithms, which can be utilized to increase generalized semantic classification performance, are discussed and compared inside an experimental framework. Some improvements are also proposed over obtained results.

### 1. GİRİŞ

Yüksek miktarda çoğulortam verisi içeren veritabanlarında içerik tabanlı getirme sayesinde var olan bilginin erişilebilirliği ve denetimi artar. Çoğulortam verileri üzerinde daha önce mümkün olmayan benzerlik araması, kopya araması ve kavramsal arama kullanımları bu tür getirme işlemleri sayesinde daha hızlı ve etkin yapılabilmektedir. İçerik tabanlı kavram getirme, veritabanında bulunan video, metin ya da ses gibi ortamın alt düzey gösterimleri ile bu verilerin içerdiği anlamsal hikâyenin eşleştirilmesini gerektirir.

Gösterim ve kavram arasındaki anlamsal boşluğu doldurmada, tanıma veya sınıflandırma işine tamamlayıcı olarak, getirme sonuçlarının kullanıcı üzerindeki etkisi sisteme

eklenebilir. İlgililik geribeslemesi, [1,2,3,4] getirilen sonuçlar arasından kullanıcıdan alınan ilgililik yorumunu bilgisayarla öğrenme algoritmaları ile birleştirerek gelecekteki getirme başarımını artırmayı hedefleyen bir yaklaşımdır. İlgililik geribeslemesi metin [5], resim [6] ya da video [7] içeriklerinin ve çoklu model kavramların [3,8] taranmasında kullanılmaktadır.

İlgililik geribeslemesinin altındaki ana düşünce, bir getirme sistemi sonucu üzerinde kullanıcıdan tek tek sonuçlar için verebileceği alakalı ve alakasız işaretlemelerinin, o ve daha sonraki getirme sonuçlarını iyileştireceğidir. Amaçlanan, kullanıcıdan elde edilen geribeslemeler yardımı ile kullanıcının beklentisi hakkında bir fikir sahibi olmak ve daha sonraki getirmelerdeki öznel ve nesnel başarımı yükseltmektir.

İlgililik geribeslemesi şu maddeler haline yürütülür:

- Kullanıcı getirme sistemi ile veritabanında bir içerik ya da kavram taraması yapar.
- Sistem bu kavramla alakalı olduğunu düşündüğü verileri kullanıcıya getirir.
- Kullanıcı getirilen veriler hakkında alakalı, alakasız, yorumsuz gibi öznel yorumlarda bulunur.
- Sistem verilen alakalı etiketli verileri ve benzerlerini gözetken, alakasız etiketli verileri ve benzerlerini göz ardı eden yeni bir sıralama yapar.

İlgililik geribeslemesinin aynı sonuç listesi üzerinde birden çok kez uygulanması ile giderek isteklere daha yakın bir listeye ulaşılır [2,6,9]. Bu sayede daha az geribesleme ile daha çok alakasız içeriğin elenmesi sağlanır. İlgililik geribeslemesi sayesinde kullanıcının zamanla değişen algısına uyarlanabilen sistemler oluşturmak, kullanıcının sadece en son girdiği geribeslemelerinden faydalanılması ile mümkündür [9]. Aynı zamanda, bir getirme sisteminin kullanıcılardan açıkça geri besleme istemek yerine, sistem arayüzünün kullanım bilgisinden geri besleme toplamak mümkündür. Örneğin, kullanıcının daha çok vakit ayırdığı verilerin aranan veriye benzer ve sonuç listesinde üzerinden hızlıca atlanan verilerin alakasız veri olarak işlenmesi sonucunda otomatik bir ilgililik geribeslemesi döngüsü oluşur. Saklı etiketleme [8] denilen bu yöntem ile anlamsal boşluğun kapatılması sırasında kullanıcıya en az yük bırakılır. Buna alternatif olan otomatik ilgililik geribeslemesi [6] yaklaşımları ise sıralamada geride kalan doğruların alakalı ve sıralamada önlere gelen yanlış verilerin ise alakasız olarak kabul edilmesine dayanır. Otomatik ilgililik geribeslemesi sistemlerinde kullanıcı kavramı, yerini mutlak doğruluk verilerine bırakır.

Sıralanan ilgililik geribeslemesi aşamalarının uygulanmasının getirme sistemine sunacağı iyileştirmelerden bazıları şöyle sıralanabilir:

- Kavram ya da içerik aramasına *örnek ile arama* ve *örnek ile göz ardı etme* yeteneği kazandırılır. Bu sayede kullanıcı beklentisi, sistemde kullanılabilir bir gösterimde ifade edilir.
- Kullanıcının aradığı bilgiye ulaşması için uzun sonuç listelerine bakmak yerine aşamalı olarak getirilen ilk sonuçlara bakması yeterli hale gelir. Daha az gereksiz veri ile uğraşan kullanıcının zamandan tasarruf etmesi sağlanır.
- Kullanıcıya yazı veya başka gösterimlerle temsil edemediği kavramları vurgulama imkânı sağlanır.
- Aranan kavram ya da içeriğe ait insan aklında bulunan anlamsal karşılığın sisteme entegre edilmesi sağlanır.

İlgililik geribeslemesi sorununun çözümü için Rocchio [1] vektör uzayı modelini önerir. Bu modelde kullanıcının sisteme eriştiği sorgu uzayından verilerin içeriklerinin ifade edildiği belge uzayına bir bağıntı hesaplanmaya çalışılır [2,9,10]. Belge uzayı, belgenin bulunduğu metin, ses, resim gibi formlara özel bir öznitelik vektörü olabilir. Bu vektör, belgenin tamamından ya da bir kısımdan çıkarılabilir. Alan tabanlı yaklaşımlarda bir resim ya da video görüntüsünün uzamsal bölütlenmesi ile elde edilen daha küçük parçaları üzerinden ilgililik geribeslemesi yürütülebilir [11]. Sorgu ve belge uzaylarını bağlayan bir bağıntı formu belirlendikten sonra sorun bu bağıntıdaki bilinmeyen katsayıların tahminine dönüşür [5].

Literatürde vektör uzay modeline alternatif ve tamamlayıcı olasılıksal ve genetik algoritma tabanlı yöntemler bulunmaktadır. Olasılıksal yaklaşım, belgelerin aranan içeriğe sahip olma olasılıklarını ya geribesleme ispatı [12] ya da geribesleme beklenti enyükselmeleri (EM) [3] üzerinden hesaplamaya çalışır. Genetik algoritma yaklaşımları ise belge ya da sorgu vektörünü mutasyon ve eşleme ile çoğaltarak, veritabanındaki içeriğe daha hızlı yaklaşmayı hedefler [5,13].

Alakalı ya da alakasız olarak işaretlenen getiriler, kullanıcının o anki oturumuna özel bir tanıma sorununun eğitim verisi olarak da ele alınabilir. Genel bir sınıflandırıcı, özellikle destek vektör makineleri (SVM) [14], yardımcı ile genelleyici bir geribesleme modeli oluşturulup tüm sonuç listesi baştan değerlendirilebilir [7,11]. İlgililik bildirimleri ile elde edilen örnek veriler, öğrenme tabanlı bir başka yaklaşım olarak *uyarlanabilir iteleme* (AdaBoost) üzerinde düşük paylı olarak ifade edilebilir. Bu sayede kullanıcı etiketleri, pozitif ya da negatif diğer örnekler üzerinde öncelik sahibi olurlar [15].

İlgililik geribeslemesi hakkında daha fazla bilgiye, Zhou [4] ve Smeulders [16] tarafından hazırlanan, kapsamlı gözden geçirmeler yardımı ile ulaşılabilir.

Bu çalışmada bir kavramsal getirme sistemine eklenmek üzere geliştirilecek ilgililik geribesleme alt-sisteminin kullanılabileceği farklı algoritmalar karşılaştırılmakta ve elde edilen nesnel sonuçlar, video kavram getirme başarımı üzerinden değerlendirilmektedir.

Bildirinin geri kalanı şu şekilde devam etmektedir. İkinci kısımda deneylerin yapıldığı veritabanı ve kullanılan öznitelikler anlatılmaktadır. Üçüncü kısımda ilgililik geribeslemesi için karşılaştırılan yöntemler daha ayrıntılı olarak verilmektedir. Dördüncü kısım deneylere ve beşinci kısım kapanış sözlerine ayrılmaktadır.

## 2. KAVRAMSAL ARAMA SİSTEMİ

Bu bildiride anlatılan yöntemler Saracoğlu ve arkadaşlarının [17] sunduğu geliştirilmiş görsel kavram tanıma sistemi üzerinde sınanmaktadır. Sistem, bir veritabanı içerisinde gökyüzü, iç mekan, gemi, protesto, çimen ve benzeri üst düzey kavramların taramasını yapabilmektedir. Tarama sonunda sonuçlar video, başlangıç süresi, bitiş süresi ve güvenilirlik değeri listesi halinde dönülmektedir.

Kavram tanıma sistemi videoyu, içerisinde kameranın değişmediği çekimlere ayırır. Her bir çekim kendi başına aranan kavram için değerlendirilir. İlgililik geribeslemesi, sonuç listesinde kullanıcıya dönülen çekimler arasından yapılmaktadır. İlgililik geribeslemesi sonucunda sonuç listesindeki bütün çekimlerin tekrar değerlendirilmesi ve sıralamadaki yeni yerlerinin bulunması gerçekleşir.

Çekimleri ifade eden alt düzey öznitelikler çekim içerisinden seçilen birkaç anahtar kare üzerinden çıkarılır. Bu karelerden çıkarılan SIFT, renk dağılımı, ayırıt histogramı gibi içerik tabanlı öznitelikler, önceden tanımlanan bir uzay bölütlenmesi ile tamsayı kodlarına indirgenir. Çekimler içerisinde bulunan kodların histogramlarının SVM ile sınıflandırılmaları ile ilk sonuçlar dönülür [17]. İlgililik geribeslemesi için bu histogram vektörü ya da çekimden çıkarılan daha basit öznitelikler kullanılabilir.

## 3. İLGİLİLİK GERİBESLEMESİ

Temel kavramsal arama sonrası elde edilen ve  $N$  adet sonuç içeren sonuç listesi,  $S$ , sonuçların belge vektörleri,  $V$  ve güvenilirlikleri,  $p$  kullanılarak her bir sonuca  $p'$  ile temsil edilen son güvenilirlik değeri atanır. Çekimlerin yeni güvenilirliklere göre yeniden sıralanmaları sonucunda yeni sonuç listesi  $S'$  elde edilir.

İlk ve son güvenilirlik değerlerinin ilişkilendirilmesinde kullanıcı geribeslemeleri ile elde edilen,  $[0, 1]$  aralığındaki ilgi değeri olan  $r$  kullanılır (1). Burada  $i$  güvenilirliği hesaplanan çekimi ve  $\alpha$  önceden tanımlı birleştirme katsayısını ifade eder.

$$p'_i = \alpha r_i + (1-\alpha)p_i \quad (1)$$

Kullanıcı  $N^+$  adet alakalı bulduğu sonuç  $F^+$  ve  $N^-$  adet alakasız bulduğunu sonuç  $F^-$  ile ifade edilir. Bu kümelerin elemanı olan çekimlerin belge vektörleri sırası ile  $V^+$  ve  $V^-$  ile gösterilir. Bu vektörlerden ilgi değerlerini hesaplayan farklı yöntemler bu kısımda anlatılmaktadır.

### 3.1. Rocchio

Vektör uzay modeli yaklaşımlarda her sonuç için, geribeslemelerin belge vektörleri ile bir ilgi değeri hesaplanır.

*Kosinüs* ve *ilinti* (korelasyon) iki vektör arasındaki bağıntıyı veren benzer eşitliklerdir. *Rocchio* [1] algoritması, sınıflandırma uzayında alakalı vektörler lehine ve alakasız vektörler aleyhine kaydırmalar yapar. Rocchio algoritmasından elde edilen ilgi değerinin kosinüs ve ilinti için eşitliği sırasıyla (2) ve (3)'te verilmektedir.

$$r_i^{Roc,kos} = \left( v_i \cdot \left( \frac{1}{N^+} \sum_j v_j^+ - \frac{1}{N^-} \sum_j v_j^- \right) \right) \quad (2)$$

$$r_i^{Roc,ili} = \left| v_i \star \left( \frac{1}{N^+} \sum_j v_j^+ - \frac{1}{N^-} \sum_j v_j^- \right) \right| \quad (3)$$

Bu ifadelerde kosinüs (-) ve ilinti (\*) değerlerinin sayısal içerikleri sıfır ve bir aralığında kesilmektedir. Bir başka deyişle negatif bağıntılar göz ardı edilmektedir.

### 3.2. Ayrık Rocchio

Rocchio benzerliğine alternatif olarak alakalı ve alakasız sonuçların vektör ortalamalarının ilgi değerine katkıları ayrı ele alınabilir. *Ayrık Rocchio* olarak adlandırılabilen bu yöntemin kosinüs ve ilinti için olarak eşitliği ise sırasıyla (4) ve (5)'te verilmektedir.

$$r_i^{ARoc,kos} = \left( v_i \cdot \left( \frac{1}{N^+} \sum_j v_j^+ \right) \right) \times \left( 1 - v_i \cdot \left( \frac{1}{N^-} \sum_j v_j^- \right) \right) \quad (4)$$

$$r_i^{ARoc,ili} = \left| v_i * \left( \frac{1}{N^+} \sum_j v_j^+ \right) \right| \times \left| 1 - v_i * \left( \frac{1}{N^-} \sum_j v_j^- \right) \right| \quad (5)$$

### 3.3. SVM ve LVQ

Kullanıcının, ilgililik geribeslemesi aşamasında alakalı veya alakasız olarak işaretlediği çekimler, kavram tanımının ilk aşamasındaki gibi sınıflandırıcıların eğitiminde kullanılabilir. İşaretlenmemiş çekimlerin alakalı olup olmadıkları bu daha basit sınıflandırıcılar yardımı ile tahmin edilebilir.

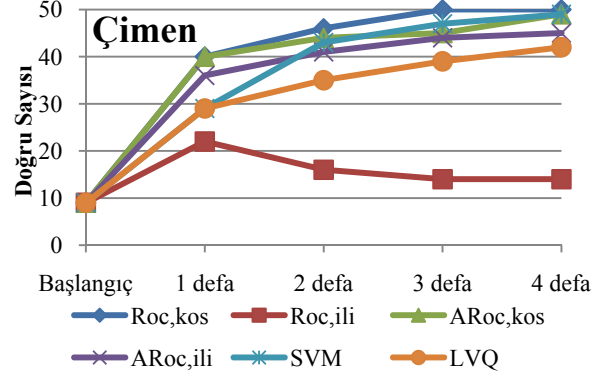
Bu çalışmada farklı yapıda sınıflandırıcıları temsilen *destek vektör makineleri* (SVM) [14] ve öğrenen vektör nicemlemesi (LVQ) [18] kullanılmıştır. SVM sınıflar arasındaki sınıra yakın örnekler üzerinden ayırıştırma yaptığı için daha *genelleyici* özelliklere, LVQ ise küme merkezleri üzerinden karşılaştırma yaptığı için daha *ezberleyici* özelliklere sahiptir.

Geribeslemeler ile alakalı ve alakasız olarak iki sınıfa ayrılan belge vektörü uzayında, SVM ve LVQ yardımı ile yumuşak sınıflandırma yapılmaktadır. SVM ile yumuşak sınıflandırma sonucu *çifilli eşleme* [19] ve LVQ için ise en yakın sınıf kümesi merkezlerine olan uzaklığın tersinin karesi ile hesaplanmaktadır. Sonuç listesinin sınıflandırılması sonucu  $r_i^{SVM}$  ile  $r_i^{LVQ}$  ilgi değerleri elde edilir.

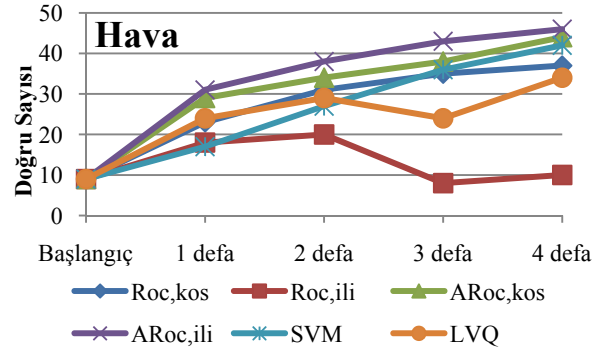
## 4. DENEYLER

Sunulan ilgililik geribeslemesi yöntemlerinin karşılaştırılması, bir üst düzey kavram getirme sisteminin [17] sonuçları üzerinden yapılmıştır. Yaklaşık 250 saat içerisinde 120.000'den fazla çekimin içeriğinde *gökyüzü*, *çimen*, *kalabalık* ve *su görüntüsü* kavramı aranmıştır. Özgün taramada birçok alt düzey özneliğin birleşimi kullanılmakta iken, ilgililik geri beslemesi için belge vektörü olarak, gökyüzü taramasında MPEG-7 *ayrıt histogramı*, çimen taraması için MPEG-7 *renk dağılımı*, kalabalık ve su görüntüsü taraması için ise MPEG-7 *homojen doku* [17] kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar üzerinde, geliştirilen bir grafik arayüz yardımıyla kullanıcılar tarafından ilgililik geribeslemesi yapılmıştır. Deneylerde birleştirme katsayısı olan  $\alpha$ 'nın değeri 0,8 alınmıştır.

Deneylerin ilk aşaması, ilgililik geribeslemesi sayesinde yöntemlerin tek bir arama sonucunu ne ölçüde artırdığını ölçmeye yöneliktir. Kavram tanıma sisteminden gelen sonuçlardan sadece ilk ellisi üzerinde alakalı ve alakasız bildirimleri verilip, sunulan yöntemler sayesinde yeni sonuç listeleri elde edilmiştir. Bu işlem birkaç kez tekrarlanmış ve başarımlar değişimi kaydedilmiştir. Alakasız olarak işaretlenen çekimler, sonuç listesinin en altına gönderilirken, alakalı



Şekil 1: İlgililik geribeslemesi yöntemlerinin çimen görüntüsü getirme başarımına etkisi.

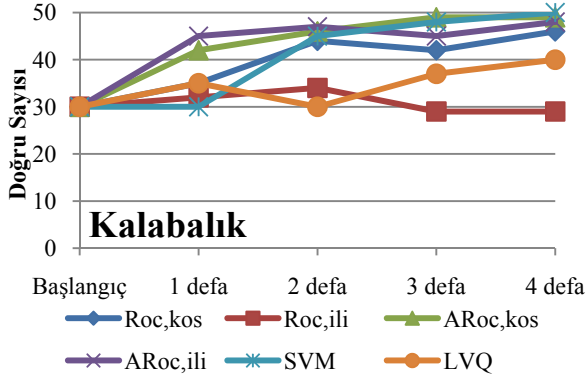


Şekil 2: İlgililik geribeslemesi yöntemlerinin hava görüntüsü getirme başarımına etkisi.

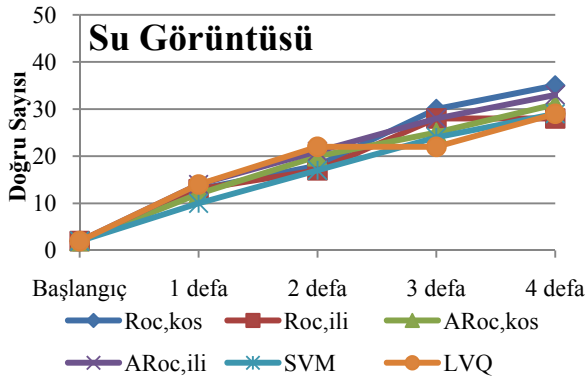
olarak işaretlenen çekimler için özel bir uygulama yapılmamış, güvenilirlik hesaplama ile tekrar sıralama gerçekleştirilmiştir. İlk elli sonuç içerisinde elde edilen doğru sayıları Şekil 1, Şekil 2, Şekil 3 ve Şekil 4'de gösterilmektedir.

Deneylerin ikinci aşamasında ise ilgililik geribeslemesinin gelecekteki benzer taramaları ne ölçüde iyileştireceği ölçülmek istenmiştir. Bunun için aynı veritabanından rastgele elde edilmiş herhangi bir yarıyı üzerinde verilen ilgililik geribeslemeleri, veritabanının diğer yarısının sıralanmasında kullanılmıştır. Kullanıcı tarafından etiketlenen çekimler bu ikinci yarıda olmadığı için sistem, ilgililik geribeslemesi algoritmalarının çevrimdışı başarımını sınamaktadır. İlk sırada, bu aşamada elde edilen doğru sayıları Şekil 5'te sunulmuştur. Bu aşamada tek bir geribesleme oturumu yapılmış ve hava için toplam 127, çimen içinse toplam 241 işaretleme yapılmıştır. Bütün yöntemlerde başlangıç başarımının arttığı gözlemlenmektedir.

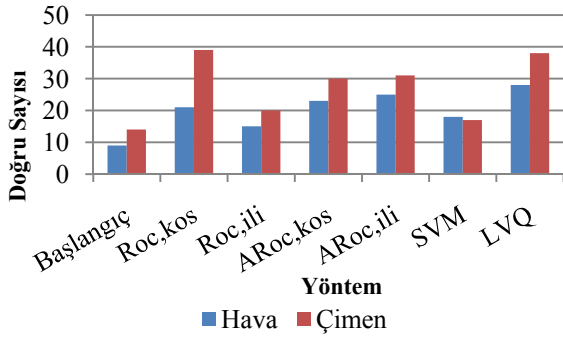
Elde edilen sonuçlardan, Rocchio'nun yetersiz geri bildirim durumunda kullanıcının aklındaki fikirden uzaklaşp doğru sonuçları getiremediği gözlemlenmektedir. bu durumun gözlenmediği Ayrık Rocchio'nun ise tekrarlı geribildirim için uygun olduğu söylenebilir. SVM ve LVQ'nun tekrarlı geribildirim için diğer yöntemlere üstünlükleri gözlenmemekle birlikte, çevrimdışı geribesleme için LVQ'nun daha iyi sonuçlar verdiği söylenebilir. LVQ'nun SVM kadar genelleyici ya da Rocchio kadar ezberleyici olmamasının başarıma önemli bir etkisi bulunmaktadır.



Şekil 3: İlgililik geribesleme yöntemlerinin kalabalık görüntüsü getirme başarımına etkisi.



Şekil 4: İlgililik geribesleme yöntemlerinin su görüntüsü getirme başarımına etkisi.



Şekil 5: Veritabanının bir yarısında verilen geribildirim ile diğer yarısında elde edilen başarımlar.

## 5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, bir kavram tanıma sistemi için farklı ilgililik geribesleme yöntemleri karşılaştırılmış ve deneysel sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlara göre bütün yöntemlerde geribesleme kullanmanın başarımı artırdığı gözlenmiştir. Rocchio ve benzeri geleneksel yöntemler bu artışın en çok olduğu yaklaşımlardır. Kullanıcıdan alınan geribeslemelerden benzer başka veriler için yararlanılmasında ise, öğrenen vektör nicemlemesi (LVQ) sınıflandırıcısının daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. İleride genetik algoritmalar ile geribesleme etiketi üretimi ve otomatik ilgililik geribeslemesi üzerine çalışmalar hedeflenmektedir.

## 6. KAYNAKÇA

- [1] J. Rocchio, "Relevance feedback in information retrieval," in *In The SMART Retrieval System*, G. Salton, Ed. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, Inc, 1971, pp. 313-323.
- [2] D. Harman, "Relevance feedback revisited," in *ACM SIGIR*, Copenhagen, 1992.
- [3] J. Yoon and N. Jayant, "Relevance feedback for semantics based image retrieval," in *IEEE ICIP*, Thessaloniki, 2001, pp. 42-45.
- [4] X. S. Zhou and T. S. Huang, "Relevance feedback in image retrieval: a comprehensive review," *Multimedia Systems*, vol. 8, no. 6, pp. 536-544, April 2003.
- [5] Y. C. Chang and S. M. Chen, "A new query reweighting method for document retrieval based on genetic algorithms," *IEEE TEVC*, vol. 10, no. 5, pp. 617-622, October 2006.
- [6] H. Müller, W. Müller, S. Marchand-Maillet, T. Pun, and D. M. Squire, "Strategies for positive and negative relevance feedback in image retrieval," in *ICPR*, Barcelona, 2000, pp. 1043-1046 vol.1.
- [7] R. Wang, M. R. Naphade, and T. S. Huang, "Video retrieval and relevance feedback in the context of a post-integration model," in *IEEE MMSP*, Cannes, 2001, pp. 33-38.
- [8] L. A. E. Al Safadi and J. R. Getta, "Semantic modeling for video content-based retrieval systems," in *ACSC*, Canberra, 2000, pp. 2-9.
- [9] J. Allan, "Incremental relevance feedback for information filtering," in *ACM SIGIR*, Zurich, 1996.
- [10] C. Buckley and G. Salton, "Optimization of relevance feedback weights," in *ACM SIGIR*, Seattle, 1995.
- [11] F. Jing, M. Li, L. Zhang, H. J. Zhang, and B. Zhang, "Learning in region-based image retrieval," in *CIVR*, Urbana, 2003, pp. 206-215.
- [12] I. J. Cox, M. L. Miller, T. P. Minka, T. V. Papatomas, and P. N. Yianilos, "The bayesian image retrieval system, pichunter: theory, implementation, and psychophysical experiments," *IEEE TIP*, vol. 9, no. 1, pp. 20-37, January 2000.
- [13] A. A. Aly, "Applying genetic algorithm in query improvement problem," *ITK*, vol. 1, no. 309-316, 2007.
- [14] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, September 1995.
- [15] K. Tieu and P. Viola, "Boosting image retrieval," in *IEEE CVPR*, Hilton Head Island, 2000, pp. 228-235 vol.1.
- [16] A. W. M. Smeulders, M. Worring, A. Gupta, and R. Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years," *IEEE PAMI*, vol. 22, no. 12, pp. 1349-1380, December 2000.
- [17] A. Saracoğlu et al., "Genelleştirilmiş görsel kavram tanıma," in *SIU*, Diyarbakır, 2010, pp. 621-624.
- [18] P. Somervuo and T. Kohonen, "Self-organizing maps and learning vector quantization for feature sequences," *Neural Processing Letters*, vol. 10, no. 2, pp. 151-159, October 1999.
- [19] T. F. Wu, C. J. Lin, and C. Weng, "Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling," *JMLR*, vol. 5, pp. 975-1005, January 2004.