

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**COĞRAFİ BİLGİ SİSTEMLERİNDE GEOVIDEO/AUDIO
KULLANIMI**

**Hazırlayan
Ahmet Emin KARKINLI**

**Danışman
Prof. Dr. Erkan BEŞDOK**

Doktora Tezi

**Ocak 2017
KAYSERİ**

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**COĞRAFİ BİLGİ SİSTEMLERİNDE GEOVIDEO/AUDIO
KULLANIMI**

(Doktora Tezi)

**Hazırlayan
Ahmet Emin KARKINLI**

**Danışman
Prof. Dr. Erkan BEŞDOK**

**Bu çalışma; Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu
(TÜBİTAK) tarafından 110Y309 ve 115Y235 kodlu projeler ve 2211-C Kodlu
Öncelikli Alanlara Yönelik Doktora Bursu ile desteklenmiştir.**

**Ocak 2017
KAYSERİ**

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

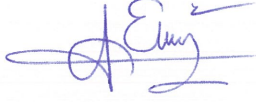
Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.



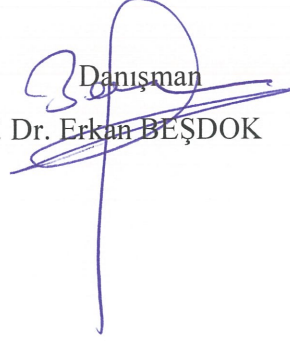
Ahmet Emin KARKINLI

YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI

“Coğrafi Bilgi Sistemlerinde Geovideo/Audio Kullanımı” adlı Doktora tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.



Tezi Hazırlayan
Ahmet Emin KARKINLI



Danışman
Prof. Dr. Erkan BEŞDOK



Harita Mühendisliği ABD Başkanı
Prof. Dr. Erkan BEŞDOK

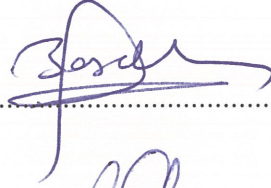
KABUL VE ONAY SAYFASI

Prof. Dr. Erkan BEŞDOK danışmanlığında **Ahmet Emin KARKINLI** tarafından hazırlanan “**Coğrafi Bilgi Sistemlerinde Geovideo/Audio Kullanımı**” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Harita Mühendisliği Anabilim Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

27/01/2017

JÜRİ:

Danışman : Prof. Dr. Erkan BEŞDOK



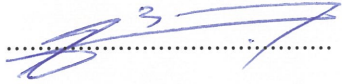
Üye : Prof. Dr. Coşkun ÖZKAN



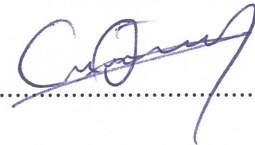
Üye : Yrd. Doç. Dr. Kamuran ARI



Üye : Yrd. Doç. Dr. Ali BOZER




Üye : Yrd. Doç. Dr. Celal ÖZTÜRK



ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 31/01/2017 tarih ve 2017/05-29 sayılı kararı ile onaylanmıştır.


31/01/2017
Prof. Dr. Mehmet AKKURT
Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca farklı bakış açıları ve bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bu günlere gelmemde önemli katkıları olan tez danışmanım Prof. Dr. Erkan BEŞDOK' a, ayrıca tezin yönlendirilmesinde katkıda bulunan değerli hocalarım Prof. Dr. Coşkun ÖZKAN ve Yrd. Doç. Dr. Celal ÖZTÜRK'e teşekkürü bir borç bilirim.

Bu tez çalışmasına 110Y309 ve 115Y235 numaralı projeler ve 2211/c Öncelikli Alanlara Yönelik Doktora Bursu ile maddi destek veren Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu'na teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca; çalışmalarım süresince sabır göstererek beni daima destekleyen; yoğun çalışma dönemlerinde desteğini hep hissettiğim eşim Hayriye KARKINLI ve tüm aileme en içten sevgi ve şükranlarımı sunarım.

Ahmet Emin KARKINLI

Kayseri, Ocak 2017

COĞRAFI BİLGİ SİSTEMLERİNDE GEOVIDEO/AUDIO KULLANIMI

Ahmet Emin KARKINLI

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Ocak 2017

Danışman: Prof. Dr. Erkan BEŞDOK

ÖZET

Coğrafi bilgi sistemleri kullanımının artması ve yaygınlaşması, yüksek çözünürlüklü görsel bilgilere ve mekânsal verilere talebi artırmaktadır. Teknolojik gelişmelerle beraber bu talep, uygulanan sistemleri ve veri toplama yöntemlerini değiştirmektedir. Bunun bir sonucu olarak klasik grafik ve non-grafik verilerle birlikte, multimedya veri türleri CBS uygulamalarında yerini almaya başlamıştır. Söz konusu multimedya CBS uygulamaları klasik verilerle birlikte, ses, video, animasyon, panoramik görüntü vb. farklı tipte verileri de barındırmaktadır.

Konuşma tanıma insan ve bilgisayarın etkileşiminde kullanılacak en doğal araçlardandır. Böylece CBS verilerine yapay olarak sentezlenmiş ses verileriyle erişilebilir veya CBS veri tabanına konuşma tanıma ile veri sağlanabilir. Konuşma tanıma sistemi giriş olarak aldığı insan sesini komutlara ve karakterlere dönüştürmektedir

Mobil video haritalama veya mekânsal video olarak bilinen geo-video kavramı, görüntü framelerini konumlandırma sistemleriyle birleştiren gelişmekte olan bir teknolojidir. Bu yaklaşım hem veri toplama etkinliğini hem de zamansal-mekânsal analiz yeteneğini artırmaktadır.

Bu tez çalışması, geo-videolarda kullanılacak yüksek başarımlı, kullanıcı bağımlı, kısıtlı-veri havuzlu ve geniş sözlüklü ayırık konuşma tanıma teknikleri kullanarak ilgili video içeriğin konuşma tabanlı indekslenebilirliğini ve sorgulanabilirliğini göstermeye odaklanmıştır. Konuşmacı bağımlı ayırık konuşma tanıma problemi, Coğrafi Bilgi Sistemi veri tabanı beslemek amacıyla, ulaşım teknik terminolojisini içeren Türkçe mesleki bir sözlükten seçilmiş 400 kelimelik bir kod kitabı için çözülmüştür. MFCC (Mel-frequency cepstral coefficients) öznitelikleri kullanılarak HMM (Saklı Markov Modeller), DTW (Dinamik Zaman Bükmesi), GMM (Gaussian Karışım Modelleri)

öznitelik sınıflandırıcı yöntemleriyle konuşma tanıma motoru tasarlanmış, söz konusu sınıflandırıcıların konuşma tanıma performanslarının karşılaştırılması yapılmıştır. Tez çalışması kapsamında GMM yöntemi BSA (Backtracking Search Algorithm) sezgisel arama algoritmasıyla geliştirilerek yeni bir yöntem sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Geo-video, Konuşma tanıma, Gaussian Karışım Modelleri (GMM), Backtracking Search Algorithm (BSA)

GEOVIDEO/AUDIO USE OF GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEMS

Ahmet Emin KARKINLI

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Ph.D. Thesis, January 2017

Supervisor: Prof. Dr. Erkan BEDOK

ABSTRACT

The increasing use and spread of geographic information systems is increasing the demand of high resolution visual information and spatial data. This demand changes the applied systems and data collection methods with technological developments. As a result, multimedia data types have begun to take place in GIS applications by using classical graphics and non-graphic data. These multimedia GIS applications include classical data as well as different types of data such as audio, video, animation, panoramic images.

Speech recognition is the most natural tool for human and computer interaction. Through speech recognition, GIS data can be accessed by artificially synthesized voice data or data can be provided by speech recognition to the GIS database. The speech recognition system converts the human voice, received as input, into commands and characters.

The geo-video concept, known as mobile video mapping or spatial video, is an developing technology that combines image frames with positioning systems. This approach increases both data collection efficiency and temporal-spatial analysis capability.

This paper focuses on demonstrating speech-based indexability and queryability of relevant video content using high-performance, user-dependent, constrained-data repository and extensive dictionary discrete speech recognition techniques that can be used in geo-video. User dependent discrete speech recognition problem has been solved for a 400 word in order to feed the GIS database. Code book were selected from a Professional Turkish dictionary which includes technical transportation terminology. Using the MFCC (Mel-frequency cepstral coefficients) attributes, the speech recognition engine is designed with HMM (Hidden Markov Models), DTW (Dynamic

Time Warping), GMM (Gaussian Mixture Models) attribute classifier methods and the speech recognition performance of the classifiers was compared. In the paper, the GMM method has been developed by the heuristic search algorithm BSA (Backtracking Search Algorithm).

Keywords: Geo-video, Speech recognition, Gaussian mixture models (GMM), Backtracking Search Algorithm (BSA)

İÇİNDEKİLER

COĞRAFI BİLGİ SİSTEMLERİNDE GEOVİDEO/AUDIO KULLANIMI

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK	i
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI	ii
KABUL VE ONAY SAYFASI	iii
ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR	iv
ÖZET.....	v
ABSTRACT	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR VE SİMGELER.....	xii
TABLolar LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiv

GİRİŞ	1
--------------------	----------

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER VE LİTERATÜR ÖZETİ.....	4
---	----------

2. BÖLÜM

KONUŞMA TANIMA

2.1. Ön İşleme Aşaması.....	13
2.1.1. Ön Vurgulama	14
2.2. Öznitelik Çıkartımı	14
2.2.1. Mel Frekansı Kepstral Katsayıları (MFCC).....	15
2.2.1.1. Çerçeveleme.....	15
2.2.1.2. Hamming Pencereleme Fonksiyonu.....	16
2.2.1.3.Hızlı Fourier Dönüşümü	16
2.2.1.4. Mel-Frekans Spektrumu	17

2.3. Özellik Sınıflandırma Aşaması	17
2.3.1. Dinamik Zaman Bükmesi (DTW).....	18
2.3.2. Saklı Markov Modeller	19
2.3.3. Gaussian Karışım Modelleri.....	21
2.4. Kod-Kitabı Ve Konuşma Verisi Hazırlama.....	24
2.5. Dinamik Zaman Bükmesi Algoritması İle Konuşma Tanıma	28
2.5.1 DTW Tabanlı Konuşma Tanımda Elde Edilen Sonuçların	
Yorumlanması	29
2.6. Saklı Markov Modeller Kullanılarak Konuşma Tanıma Uygulaması.....	36
2.6.1. HMM Tabanlı Konuşma Tanımda Elde Edilen Sonuçların	
Yorumlanması	37
2.7. Gaussian Karışım Modelleri Ve Konuşma Tanımda Kullanımı	44
2.7.1. GMM Tabanlı Konuşma Tanımda Elde Edilen Sonuçların	
Yorumlanması	44

3. BÖLÜM

3.1. Konuşma Tanımda Evrimsel Algoritmaların Kullanımı	51
3.1.1. Geri İzleme Algoritması (Backtracking Search Algorithm)	52
3.1.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması	55
3.1.2.1. Mutasyon Operatörü	56
3.1.2.2. Çaprazlama Operatörü	56
3.1.2.3. Seçim Operatörü	57
3.1.3. Strateji Uyarlamalı Diferansiyel Gelişim Algoritması (SaDE)	57
3.1.3.1. Strateji Uyarlama	58
3.1.3.2. Parametre Adaptasyonu	59
3.2. Konuşmacı Bağımlı Ayrık Konuşma Tanıma Problemi İçin Sentetik Konuşma	
Verisi Üretimi Teknikleri	60
3.2.1. Örtüştür ve Ekle (OLA; Overlap-Add).....	60
3.2.2. Dalga Formlu Benzerlik- Örtüştür ve Ekle (WSOLA).....	61

3.2.3. Faz Ses-Kodlayıcı (Phase Vocoder)	61
3.2.4. Harmonik-Darbeli Kaynak Ayırma (HPSS).....	62
3.3. Zaman-Ekseninde Modifikasyon Tekniđi Kullanılarak Sentetik Veri Üretimi	62
3.4. Deneyler	65

4. BÖLÜM

4.1. GeoVideo Veritabanları ile Konuşma Tanıma Tabanlı Etkileşim	74
---	-----------

5. BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER.....	80
KAYNAKLAR	83
EKLER.....	99
ÖZGEÇMİŞ.....	112

KISALTMALAR VE SİMGELER

Sembol	Anlamı
ANN	Yapay Sinir Ağları
BSA	Geri İzleme Algoritması (Backtracking Search Algorithm)
DE	Diferansiyel Gelişim Algoritması
DTW	Dinamik Zaman Bükmesi
EM	Beklenti Değerinin Maksimizasyonu
GMM	Gaussian Karışım Modeller
HMM	Saklı Markov Modeller
LPC	Doğrusal Öngörü Kodlama
MFCC	Mel Frekans Kepstral Katsayı
PLP	Algısal Doğrusal Öngörü
SaDE	Strateji Uyarlamalı Diferansiyel Gelişim Algoritması

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1.	Kod Kitabı.....	25
Tablo 2:	DTW tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (indislere göre)	30
Tablo 3:	HMM tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (indislere göre)	38
Tablo 4:	GMM tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (indislere göre)	45
Tablo 5.	DE tarafından önerilen stratejiler ve genel sistem eşitlikleri.	56
Tablo 6.	DE tipleri ve sistem eşitlikleri.....	58
Tablo 7.	EM tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları değerleri (x100%) (Sonuçlar en-iyi çözüme aittir).....	67
Tablo 8.	EM tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır (Sonuçlar, aynı veriler için gerçekleştirilen 20 farklı tanıma testinden üretilmiştir).	68
Tablo 9.	BSA tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları 100x % değerleri.....	70
Tablo 10.	BSA tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır.	71
Tablo 11.	DE/Rand/1/Bin tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları 100x % değerleri.	72
Tablo 12.	DE/Rand/1/Bin tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır.	72
Tablo 13.	SaDE tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları 100x % değerleri.....	73

Tablo 14. SaDE tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, $\alpha=0.05$ ve normal dağılım modeli kullanılmıştır.	73
Tablo 15. Konuşma tanıma etkileşimi ile geovideo' dan elde edilen bilgilerden bazıları.....	77
Tablo 16. DTW tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (kodkelimele göre).....	99
Tablo 17. DTW tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (kodelimelere göre).....	104
Tablo 18. GMM tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (kodelimelere göre).....	109

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.	MFCC hesaplanması	15
Şekil 2.	N=32 için Hamming pencere fonksiyonu	16
Şekil 3.	Filtreli Mel filtre bankası.....	17
Şekil 4.	Konuşma Tanıma için Dinamik Zaman Bükmesi yönteminin görsel olarak gerçekleştirilmesi.	18
Şekil 5.	Birinci derece 3 saklı-durumlu Markov zinciri	20
Şekil 6.	Derlenen orijinal ses verilerinin grafik olarak görselleştirilemesi.	27
Şekil 7.	'BASİT' kod kelimesinin 18. örnekleminin testine ait tanıma haritası.....	37
Şekil 8.	BSA algoritmasına ait yakıştırma kod	55
Şekil 9.	ADA sesinin 20 farklı telaffuzuna ait frame uzunlukları için hesaplanan değişim oranı % 6.709 ve ilgili değişimlerin %95 olasılıkla sınır değerleri [-150.96 875.02]'dir.....	63
Şekil 10.	ADA sesinin Ölçek Faktörü=0.50 için OLA, WSOLA, Phase Vocoder ve HPSS ile zaman ekseninde modifikasyonu (gürültü eklenmeden önce).	64
Şekil 11.	ADA sesinin Ölçek Faktörü=1.50 için OLA, WSOLA, Phase Vocoder ve HPSS ile zaman ekseninde modifikasyonu (gürültü eklendikten sonra).	65
Şekil 12.	EM tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları ; (a) ve (b) Konuşma tanımda referans sayısı etkisi, (c) Konuşma tanımda referans sayısı ve kullanılan katışık gaussian (mixed-gaussian) sayısının etkisi.	67
Şekil 13.	Geo-Audio derlemek için kullanılan bir yazılımda ID3 meta data bloğunun ayarlanması.	76
Şekil 14.	Geovideo ve Geovideo derlemek için kullanılan platformla elde edilen verilerin bir bölümünün Datakam yazılımında görselleştirilmesi.....	76
Şekil 15.	3D tarama geometrisi (veri üzerinde örnek gösterim); x-eksenine göre -300 ⁰ ,0 ⁰ ,300 ⁰ dönük lazer ölçü düzlemleri (kırmızı nokta ölçü merkezini, <i>merkez</i> = [0,0,0], göstermektedir).	78
Şekil 16.	Nokta bulutundan yatay kesit hesaplama işlemi.....	79

GİRİŞ

Coğrafi bilgi sistemlerinin temel elemanı olan konumsal veri genellikle zahmetli saha çalışmalarıyla elde edilmektedir. Saha çalışmalarında detaylı, hassas ve faydalı veri toplama işlemi çok önemlidir ancak bu oldukça emek ve yoğun bir çalışma gerektirmektedir. Veri toplama sırasında kişinin elleri ve gözleri sürekli olarak araziyle meşgul olmaktadır. Bu işlem aynı zamanda zaman alıcı ve yüksek maliyetli olmaktadır. Veri toplama işleminin daha kolay bir hale gelmesi daha hızlı, daha doğru ve daha fazla veri elde etmeyi sağlayacaktır [1].

Mobil video haritalama veya mekânsal video olarak bilinen geo-video kavramı, görüntü framelerini konumlandırma sistemleriyle birleştiren gelişmekte olan bir teknolojidir. Bu yaklaşım hem veri toplama etkinliğini hem de zamansal-mekânsal analiz yeteneğini artırmaktadır. Konuma bağlı oluşturulan arşiv verileri tekrarı gerektiren birçok saha çalışmasının bilgisayar ortamında yapılmasına olanak sağlamaktadır. Coğrafi bilgi sistemleri ve geovideo entegrasyonu haritalama ve analiz işlemleri için maliyet ve süre kazancı sağlayabilmektedir [2].

Georeferanslanmış video uygulamaları gelişen teknoloji ve düşen donanım maliyetleri nedeniyle son yıllarda artan bir ivmeyle araştırmacıların konuları arasında yerini almaktadır. Yapılan çalışmalar genellikle multimedya navigasyon [3], kentsel yapı ve kentsel aksesuarlar [4], kriminal veri toplama [5], güvenlik sorunlu bölgeler [6], medikal ve sağlık riskli bölgeler [7], karayolu hasar ve envanter çalışmaları [8] ve felaket bölgeleri [9, 10] için geovideo arşivlerinin oluşturulması ve analizi üzerinde yoğunlaşmaktadır.

Sesin multimedya-CBS uygulamalarındaki önemi özellikle son yıllarda kavranmaya başlanmıştır. Birçok multimedya CBS kullanıcısı grafik içermeyen veri tabanı verilerini okumak yerine dinlemeyi tercih etmektedir. Bu insan-bilgisayar etkileşiminde daha

doğal bir iletişim yöntemidir. Modern CBS uygulamalarında grafik veri tabanında bulunan konumsal bir nesneye görsel olarak erişebilen her kullanıcı ilgili nesneye ilişkin özniteliklere bu nesneye ilişkilendirilmiş ses-komutlarını kullanarak da ulaşabilmelidir. Var olan büyük potansiyelden dolayı konumsal nesnelere hakkında ‘konuşma tanıma tabanlı veri toplama’ ve mevcut grafik içermeyen veriyi kullanıcıya sesli iletebilmek için gerekli ‘doğal ses sentezleme’ uygulamaları modern multimedya-CBS geliştirme çalışmalarında çok önemli araştırma alanları haline gelmiştir [11].

Multimedia-CBS uygulamalarında ses-tabanlı yöntemlerin kullanımı, CBS veri tabanından kullanıcıya doğru gerçekleşen tek-modlu veri akışının çok-modlu, interaktif ve daha doğal bir şekilde sağlanması için kullanılacak etkin araçlar geliştirilmesine olanak vermektedir. Modern MEMS teknolojilerinin ve Giyilebilir-Hesaplayıcıların ortaya çıkmasıyla birlikte insan ve bilgisayar etkileşiminde ses gibi daha doğal araçların kullanımı yaygınlaşmaya başlamıştır [12]. Konuşma tanıma insan ve bilgisayarın etkileşiminde kullanılacak en doğal araçlardandır. Böylece CBS verilerine yapay olarak sentezlenmiş ses verileriyle erişilebilir veya CBS veri tabanına konuşma tanıma ile veri sağlanabilir. Konuşma tanıma sistemi giriş olarak aldığı insan sesini komutlara ve karakterlere dönüştürmektedir. Özellikle coğrafi verilerin toplanması aşamasında veri toplayan kişinin elleri ve gözleri araziyle sürekli olarak meşgul olacağından, kişinin çalışma ile ilgili el veya bir bilgisayar aracılığıyla notlar tutması hem toplanan verinin kalitesini düşürecek hem de eksik bilgi toplama gibi sorunlar ortaya çıkaracaktır. Konuşma tanıma teknolojisi bu aşamayı çok daha kolay hale getirecek böylece daha hassas ve daha fazla veri elde edilmiş olacaktır. Otomatik konuşma tanıma teknolojisi veriyi elektronik formatta bir harita veya bir veri tabanı içine kaydetmeyi sağlamaktadır. Verinin bu şekilde bilgisayar formatında saklanması yazılan notlardan bilgisayar formatına geçirme aşamasındaki zaman gecikmesini ve yazma hatalarını ortadan kaldırmaktadır [13].

Bu tez çalışmasının konusu, coğrafi bilgi sistemlerine veri temini, sorgulama ve kullanıcı kolaylığı sağlaması amacıyla konuşma tanıma motoru geliştirmek ve video içeriğin konuşma tabanlı indekslenebilirliğini ve sorgulanabilirliğini göstermeye odaklanmıştır. Bu tez çalışmasında konuşmacı bağımlı ayrık konuşma tanıma problemi, Coğrafi Bilgi Sistemi veri tabanı beslemek amacıyla, ulaşım teknik terminolojisini içeren Türkçe mesleki bir sözlükten seçilmiş 400 kelimelik bir kod kitabı için

özölmüştür. Konuşma tanıma için kullanılan 400 kelimelik kod kitabı, kaynak olarak Türkiye Cumhuriyeti Ulaştırma, Denizcilik ve Haberleşme Bakanlığı tarafından hazırlanmış Ulaştırma ve Haberleşme Terimleri sözlüğünün Karayolları Terimleri bölümünde yer alan sözcükler arasından derlenmiştir. MFCC (Mel-frequency cepstral coefficients) öznitelikleri kullanılarak HMM (Saklı Markov Modeller), DTW (Dinamik Zaman Bükmesi), GMM (Gaussian Karışım Modelleri) öznitelik sınıflandırıcı yöntemleriyle konuşma tanıma motoru tasarlanmış, söz konusu sınıflandırıcıların konuşma tanıma performanslarının karşılaştırılması yapılmıştır. Tez çalışması kapsamında GMM yöntemi BSA (Backtracking Search Algorithm) sezgisel arama algoritmasıyla geliştirilerek yeni bir yöntem sunulmuştur.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER VE LİTERATÜR ÖZETİ

Konuşma Tanıma, insan ve bilgisayar arasında iletişim kurmanın en doğal yollarından birisidir ve sözcük-ses sinyallerinin bilgisayar tarafından anlaşılabilmesini amaçlar. Uzun süredir, konuşma veya duyma gücünü çeken insanların sosyal-yaşam ve iletişim konforlarını arttırmak için metinden sese geçiş sağlayan (Text-to-Speech) [14-16], veya sesi metne dönüştürebilen (Speech-to-Text) [17, 18] sistemler üzerinde araştırmalar yapılmaktadır.

Konuşma Tanıma konusunda ilk çalışmalardan birisi 1952 yılında AT&T Bell Labs tarafından üretilen ilk elektronik konuşma sentezleyicisidir [19]. 1970'lerin başlarında Princeton Üniversitesinde Lenny Baum tarafından Konuşma Tanıma uygulamalarında kullanıma çok elverişli bir algoritma olan Saklı Markov Modeller (HMM) keşfedilmiştir [20]. HMM temelde istatistiksel tabanlı karmaşık bir pattern tanıma yöntemidir. HMM bir çok konuşma tanıma uygulamasında ticari şirketler tarafından kullanılmıştır (Dragon Systems, IBM, Philips ve AT&T gibi.). DARPA 1971'de eş zamanlı konuşma konusunda araştırmalar yürütmek üzere 'Speech Understanding Research' grubunu oluşturmuştur [21]. Texas Instruments 1978 yılında ilk konuşma sentezleme çipi uygulamasını tanıtmıştır [22]. SpeechWorks 1984'te telefon konuşmalarını tarayabilen otomatik bir Konuşma Tanıma sistemi üretmiştir [23]. Dragon Systems 1995'te ilk dikte (konuşmayı yazıya dökme) yazılımını üretmiştir [24]. Günümüzde IBM, Kurzweil, Microsoft gibi kuruluşların ürettiği dikte araçları bulunmaktadır.

Ülkemizde Konuşma Tanıma konusunda Dikte, SesTek, Teknoses kuruluşları ses işleme konusunda ticari ürünler geliştirmektedir. Bir GIS platformu olan ArcGIS' te

'Speech Toolbar' kullanılarak ilgili sistemle Konuşma Tanıma tabanlı etkileşim sağlanabilmektedir.

Uzun yıllardır üzerinde çalışılan ses tanıma yöntemlerinin temel amacı ses sinyalinin bilgisayar tarafından anlamlı karşılıklara dönüştürülmesidir. Ses işlemede en büyük hedef bilgisayar kullanıcılarına klavye kullanmadan sadece sesle kullandıkları veri tabanlarına veri beslemesi yapabilmelerini sağlamaktır. Veri tabanları Coğrafi Bilgi Sistemlerinin (GIS) ve GIS destek sistemlerinin temel bileşenlerindedir. Ses, GIS veri tabanlarını beslemek, sorgulamak veya erişim-güvenliğini sağlamak için kullanılabilir. Uygulamada Konuşma Tanıma yazılımları kullanılacakları teknik alana göre tasarlanmaktadır. Konuşma Tanıma karşılaşılan sorunların çözümü için değişik yöntemler geliştirilmiştir. Konuşma Tanıma motorları genellikle; ayrık sözcük tanıma sistemleri (isolated word recognition systems) [25-32], sözcük yakalama sistemleri (word spotting systems, speech-mining) [33, 34] veya sürekli konuşma tanıma sistemlerinden (continuous speech recognition system) [35-40] birisine uyar.

Ayrık sözcük tanıma ya da yalıtılmış konuşma tanıma sistemleri, literatürde sunulan konuşma tanıma uygulamalarında en yüksek başarıyı veren sistemlerdir. Bu sistemlerde sözcükler arasında kısa duraklar bulunur. Tanıma sözcük tanımadır; ayrık ses parçacıklarının tanınması amaçlanmaz. Ayrık sözcük tanıma, bilgisayarlara sesle komut vermek için en uygun yöntemdir. Ayrık sözcük tanıma sözcüklerin birbirinden bağımsız telaffuz edilmesi, konuşma tanıma önemli problemlerden birisi olan sözcüklerin başlangıç ve bitiş noktalarının belirlenmesi sorununun çözümünü kolaylaştırmaktadır. Sözcük yakalama sistemleri, sürekli konuşma içinde belirli bir kelimenin varlığını araştırır. Sürekli konuşma tanıma ise, 'sürekli sesli ifade tanıma sistemleri', 'bağlı sözcük tanıma sistemleri' ve 'karşılıklı konuşma tanıma sistemleri' olmak üzere üç grupta incelenmektedir. Konuşma tanıma sistemlerini, konuşmacıya bağımlı sesli ifade tanıma sistemleri (Speaker Dependent) [41-44] ve konuşmacıdan bağımsız sesli ifade tanıma sistemleri (Speaker Independent) [45, 46] olmak üzere 2 sınıfta incelemek mümkündür.

Konuşmacı bağımlı konuşma tanıma sistemlerinin konuşma tanıma sağladıkları başarı görece daha yüksektir. Konuşma Tanıma algılanan tüm ses örneklerinin boyutlarının birbirinden farklı olması nedeniyle tüm örneklerin aynı boyutta temsil edilmesi

problemiyle karşılaşılır. Ayrıca ses dosyalarının boyutu, sesin işlenebilmesi için olması gerekenden çok daha büyük boyutta olabilir veya ses dosyasının içeriği söz konusu uygulama için anlamsız birçok veri taşıyor olabilir. Bu nedenle ses dosyalarını standart hale getirebilmek için bir öznitelik çıkartma operatörü kullanılmalıdır. Öznitelik çıkartma işlemi ses dosyasından söz konusu uygulama amaçları için işe yarayan ve istenilen özelliklerinin ayıklanmasını amaçlar. Öznitelik çıkartma işlemi, konuşmacıların konuşma stilleri arasındaki analitik farkı belirtmelidir. Dış seslerin konuşmalardan ayrılması da önemlidir. Konuşma-Tanıma ve Konuşma-Sentezleme uygulamalarında insan-konuşma ve insan-duyma sistemine ait modeller kullanıldığından insan-konuşma ve insan-duyma sistemlerinin yapısı ve işleyişini anlamak çok önemlidir. İnsanda konuşma süreci, kavramsal ifadelerle karşılık gelen seslerin üretilmesi için gerekli kompleks sinirsel işaretlerin beyin tarafından üretilmesi ile başlar ve ardından beyin tarafından üretilen ilgili sinyallerin insan-ses üretim mekanizmasını koordine etmesiyle tamamlanır. İnsanda duyma süreci işitme-sistemi tarafından algılanan seslerin beyin tarafından kavramsal karşılıklara dönüştürülmesiyle tamamlanır. Ses üretimi beyin, akciğer, soluk borusu, çene, gırtlak, ses telleri, dil, diş, küçük dil, damak, burun boşluğu ve dudak gibi birçok organın aynı anda koordine edilmesini gerektirir. İnsanda ses üretim mekanizması kompleks bir sistem modeli kullanılarak modellendiğinde insan-konuşma sistemine ait akustik model elde edilir.

İnsan ve Bilgisayar arasında modern etkileşim teknikleri, biyomekanik davranış paternleri, görme, konuşma, duyu benzetimleri / haptik sistemler, duyu takası gibi doğal veya doğala yakın iletişim teknikleri kullanma eğilimindedir. Doğal etkileşim teknikleri uzmanlık bilgisi gerektirmez, kurgulanmaları ve uygulanmaları kolaydır. Coğrafi içerikli verilerin derlenmesi, işlenmesi ve yönetiminde doğal veri işleme tekniklerine dayanan uygulamalar geliştirmek oldukça yoğun araştırmaların yapıldığı alanlardır. Video işleme görsel medyanın imge ardışıkları halinde kaydına, kopyalanmasına, izlenmesine, yayınlanmasına ve arşivine izin veren bir teknolojidir. Video sistemler sağladıkları çözünürlük, tazeleme oranı ve içerik indeksleme yeteneğine göre çeşitlilik göstermektedir. Video veriler CD, DVD, Blue-Ray gibi farklı ortamlarda saklanabilir. Birçok endüstriyel video standardı bulunmaktadır. Avrupa, Asya ve Avustralya'da yaygın kullanılan PAL standardı 25 çerçeve/sn, ABD, Japonya ve Kanada'da kullanılan NTSC standardı 29.97 çerçeve/sn video çerçeve güncelleme hızına sahiptir. 24

çerçeve/sn' den daha düşük deęişim hızına sahip videolarda insan algısı optik-akı sürekliliğinin sağlanamadığını algılar, kaliteli bir optik-akı sürekliliği ise ancak 60 çerçeve/sn hızda sağlanır. Günümüzde yaklaşık 30 çerçeve/sn video yakalamada genel bir standart haline gelmiştir. Video kalitesi tam referans metodu (orijinal imge ve video içeriğini kıyaslamaya dayanır) ve kısıtlanmış referans metodu (aynı içeriğe sahip iki video çerçevenin kıyaslanmasına dayanır) veya bu metotların katışık formları ile sayısal olarak ölçülebilir. Ayrıca PSNR ve SSM gibi yaygın imge kalite ölçütleri kullanılarak ta bir video imge dizisi için video kalitesi değerlendirilebilmektedir. Video kalitesini sayısal ölçütlerle yorumlamak için VQEG gibi gruplar tarafından geliştirilen metotlar da kullanılmaktadır. Bu tür yaklaşımlar bir referans imge kullanmak yerine aynı video görüntüleme donanımınca sağlanan aynı sahneye ait çok sayıda imgeyi kullanarak bir kalite ölçütü elde etmeyi amaçlamaktadır. Video imge ve ses verisini birlikte toplama avantajı sağlanması, geometrik ve radyometrik olarak kalibre edilebilir bir görüntüleme donanımı olması, GPS ve IMU gibi sensör uygulamalarıyla entegre edilebilmesi, yaygın video formatların meta data indekslemeye izin vermesi gibi avantajları nedeniyle konumsal veri toplama, analiz etme ve konumsal veri madenciliği alanında kullanıma oldukça uygundur. Konumsal veri madenciliği amaçlı video işleme Geo-Video işleme olarak adlandırılmaktadır.

Geo-Video konumsal birçok verinin video analizlerle anlaşılmasını, derlenmesini, işlenmesini ve sunumunu sağlamaktadır. Benzer şekilde geovideo, standart video verilerinin geomatik veri işleme teknikleri ile ele alınabilmesine olanak sağlar. Geo-Video dinamik ortamda 'önce ölçme-sonra değerlendirme' tekniğini uygulamaya izin veren nadir sayıda veri yakalama tekniğinden birisidir. Kentsel alan deęimimi, suç alanı analizleri, jeolojik alan incelemeleri, afet ve planlama / değerlendirme uygulamalarında geovideo teknikleri kullanılabilir.

Video imgeler RGB veya daha fazla uzamsal çözünürlükte elde edilebilmektedir. Geo-Video imge içeriklerinin indekslenmesi, videodan haritaya ve haritadan videoya bağlantı sağlayabilmek için çok önemlidir. Video belirli bir zamanda bir coğrafi konumda, bir doğrultuda, belirli bir görüş alanında, tematik olarak tanımlanabilir bir içerik sağlar. Video indeksleme eğitim, analiz, planlama ve tanıtım gibi birçok farklı faaliyet alanında videonun sağladığı konumsal içeriği kullanmayı olanaklı kılar. Ayrıca harita üzerinden video imge video imge üzerinden harita sorgulamak için de video

indeksleme tekniklerinden yararlanmak gerekir. Geo-Video indeksleme konusunda [47]'de konumsal sorgulama yeteneğine sahip bir yöntem tanıtılmıştır. Elde edilen ağaç-formlar yapısal olarak sorgulanabilir indeksler elde etmeyi kolaylaştırmakta ve sorgulama sürecini hızlandırmaktadır. Konum etiketli video indekslemeye dönük bir çalışma [48]'de sunulmuştur. Video yakalama, özetleme, içerik çıkartma alanında [49]'de bir çalışma sunulmuştur. [50]'de video içerisinde bir paternin tanınması ve izlenmesine dönük bir çalışma sunulmuştur. Video içeriklerinin sorgulanması ve analizi konusunda [51]'de ayrıntılı bir çalışma verilmiştir. Bitki yaprak alanlarının hesaplanmasında video kullanımı konusunda [52]'da bir çalışma verilmiştir. Ekolojik araştırmalarda video indeksleme ve anahtar-çerçeve elde etme konusunda [53]'de bir çalışma verilmiştir. Gaussian Katışık Modellerin video indekslemede nasıl kullanılacağı konusunda [54]'de ayrıntılı bir çalışma sunulmuştur. İçerik indeksleme konusunda [55]'de verilen çalışma, Gaussian Katışık Modellerin video indeksleme alanında kullanımı konusunda bir araştırma sunmaktadır. Karayolu işaretlerinin, yol platformunun, yol üstyapısı ve kenar tesislerinin ve benzeri özniteliklerin video üzerinden derlenmesine dönük bir çalışma [56]'da sunulmuştur. Konuşma tanıma tabanlı bir video indeksleme yaklaşımı [57]'de verilmiştir. Kentsel alanlarda çok-geniş hacimli videolar üzerinde araç tanıma, indeksleme ve sorgulama konusunda [58]'de bir çalışma verilmiştir. Konumsal ve zamansal özniteliklerin video indekslemede kullanımına dönük bir çalışma [59]'de sunulmuştur. Benzer şekilde konumsal ve zamansal özniteliklerin ölçeklenebilir-video indekslemede kullanımı konusu [60, 61]'de ele alınmıştır. 3D kent modellerini video indekslemek için kullanmaya dayanan bir metot [62]'de tanıtılmıştır. Doğal dil işleme tabanlı video indeksleme konusunda [63]'de bir çalışma sunulmuştur. Bu çalışmada tanıtılan yöntem anahtar-kelime tanımaya dayalıdır. Konuşma tanıma dışında, video içeriği olana yazıları tanımaya dayalı video indeksleme konusunda [64]'de bir çalışma sunulmuştur. Video içeriğin uzamsal / konumsal veriler kullanılarak indekslenmesine dönük bir çalışma [65]'de verilmiştir. Kentsel alanların öğretilmesinde de kullanılacak video tabanlı kavramsal indeksleme ve sorgulama konusunda [66]'de bir çalışma verilmiştir. İçerik tabanlı video indekslemede doğal dil kullanımı konusu [67]'de ele alınmıştır. Mobil-GIS alanında video içerik kullanımı, video konum eklentisi sağlama ve kentsel alanda bu verinin kullanımı olanakları [10]'de ele alınmıştır. Ortaöğretim öğrencileri için GIS kullanımı etkilerinin incelenmesi konusunda video kullanımı [68]'de denenmiştir. Video, animasyon ve GIS verilerinin

entegrasyonu proje geliştirme ve uygulamada çok önemli olanaklar sağlamaktadır; bu konuda [69]'de detaylı bir çalışma sunulmuştur. Sanal gerçeklik ve GIS alanında video kullanımı [70] ve [71]'da incelenmiştir. Tehlikeli alanlardan kaçınmak için GIS ve Video kullanımı konusunda [72]'de yeni bir metot tanıtılmıştır. Sorgulama olanağı sağlayan bir artırılmış sanal gerçeklik, GIS ve video entegre uygulaması [73]'de verilmiştir. Video ve mobil artırılmış sanal gerçeklikle çevre öğrenme konusunda [74]'da yeni bir yöntem tanıtılmıştır. Çevresel haritalama ve algılamada kullanılacak önceden işaretlenmemiş alanlarda kullanıma uygun bir artırılmış sanal gerçeklik platformu [75]'da tanıtılmıştır.

Aşırı büyük sayıda konumsal etiketli video veya imge çerçevelerinin sınıflandırılması, tanınması, içerik açısından veya konumsal aidiyetlik açısından sorgulanması konusunda derin öğrenme algoritmalarının kullanımına dönük çalışmalar sürmektedir. Video içeriklerin insan hareketlerinin tanımlanması ve etiketlenmesinde kullanımı konusunda derin öğrenme alanında tanınmış araştırmacıların hazırladığı bir çalışma [76]'de verilmiştir. Fei-Fei tarafından yönetilen bir ekip 15 milyon imgeyi bir derin öğrenme algoritmasına öğretmeyi başarmıştır. Milyonlarca imge içeren ImageNet' in kategorik içeriklerini bir derin öğrenme algoritmasına öğretmeyi hedefleyen birçok çalışma bulunmaktadır [77]. Derin Öğrenme ve türevi metotlarla sağlanacak imge içeriği öğrenme, tek imgeden konumlandırma, doğrultu ve güzergah tahmini [78] gibi kompleks uygulamalar gerçekleştirme olanağı sağlayacaktır. Ölçek bağımlı ve ölçek bağımsız öznitelikler video içeriklerinin derin öğrenme teknikleri ile etiketlenmesinde kullanılabilir [79].

Konumsal içerikli, konumsal atıflı videoların, yani geo-video' ların, işlenmesi birçok teknolojik olanağı beraberinde getirecektir. Eş-zamanlı geo-video' lar kullanarak yol üzerinde gezinen bir yayayı algılayan, yol üzerinde bulunan fiziksel bir engelin niteliğini tanımlayan veya yol üzerinde olmaması gereken bir malzemenin niteliğini algılayan derin öğrenme formları gelecekte otomatik sürüş sistemlerinin geliştirilmesinde bir rol kapabilecektir. Geo-Video tabanlı verileri işleyerek kentsel alanlarda farklı bir alfabede sanatsal formlarla yazılan metinleri okuyabilen sistemler gelecekte farklı ülkelerde yaşayan göçmen insanların yaşamını kolaylaştıracaktır.

Geo-Video tabanlı sistemlerin geliştirilmesiyle birlikte kentsel alanların görsel öğretimi, görsel navigasyon, sanal rehberlik, konum tabanlı turistik tur verisi ve içeriği sağlamak gibi gereksinimler karşılanabilecektir. Gelecekte geniş video ve imge içeriğini algılayabilen, yorumlayabilen ve etiketleyebilen derin öğrenme gibi yeni birçok teknoloji çevremizi algılama, yeni ortamları öğrenme, risk – fırsat ve tehditleri etiketleme, jeolojik araştırmalar, uzay araştırmaları ve tıbbi inceleme gibi çok farklı alanlarda hayatı kolaylaştırıcı uygulamaların geliştirilmesinde belirgin rol oynayacaktır.

GIS alanında kullanımı konusunda yavaş fakat yoğun araştırmaların yapıldığı alanlardan biriside arttırılmış sanal gerçeklik alanıdır. Arttırılmış Sanal Gerçeklik, Geo-Video' lara proje planlama, uygulama, çevresel haritalama ve konumsal veri madenciliği konusunda yeni kullanım olanakları sunmaktadır. Bu alanda birçok araştırma konusu araştırmacıları beklemektedir. 1950'lerin ortasında 50000\$ civarında fiyatla tüketici karşısına çıkan video kameraların yetenekleri inanılmaz derecede artmış ve fiyatları o oranda düşmüştür. Video saklamak için kullanılan donanımlar başlangıçta yaklaşık 300\$/kaset değerinden günümüzde oldukça düşük maliyetlere değin inmiştir. Erişilebilir ürünler haline gelen video teknolojisi analogdan sayısala geçmiştir. Ayrıca video işleme teknolojisi veri işleme ve çok-bantlı veri yakalama konusunda sağlanan ilerlemelerle erişilebilir yaygın bir teknoloji haline gelmiştir. Gelecekte Geo-Video içerikleri eğitim, savunma, turizm ve tıbbi geo-analiz uygulamalarında yaygın olarak kullanılacaktır. Günümüzde videogrametri, video-GIS ve Geo-Video gibi birçok alanda kullanılan video içeriklerine erişim konusunda yeni teknolojilerin geliştirilmesine olan ihtiyaç sürmektedir. Yaygın olarak üzerinde çalışılan alanlar bilgi sistemleri ve insan arasındaki iletişimin doğal yöntemlerle sağlanmasına odaklanmış durumdadır.

Literatür incelemeleri göstermektedir ki, özellikle mobil haritalama sistemlerinin yaygınlaşması ve coğrafi bilgi sistemlerine veri temini amacıyla kullanılması, georeferanslanmış farklı yapıdaki imgelerin sistemlere dâhil olmasını sağlamıştır. Bu amaçla paket CBS programlarına video veri girişi sağlayan ticari araç kutuları geliştirilmiştir. Redhen Systems, Blueglen, Imagecatinc, Videomapper gibi firmalar geovideo uygulamaları için donanım ve yazılım sağlamaktadır [80].

Geovideo çalışmaları yersel ve havadan olmak üzere çeşitli uygulamalarla çeşitlenmektedir. Örneğin Kanada'da georeferanslı olarak havadan toplanan orman

bölgelerine ait görüntüler, orman alarmı verildiğinde ormana müdahale edecek ekiplerin yönlendirilmesi amacıyla kullanılmaktadır [80]. Yoo J. ve ark. tarafından yapılan çalışmada 4S-Van ismiyle anılan araç üzerine monte sistemle georeferanslı olarak alınan görüntülerin, sayısal arazi modeli ve bina yükseklikleri kullanarak 3D şehir modeli oluşturulmasında kullanılmaktadır [81]. El-Sheimy N., “Kent merkezlerinde CBS uygulamaları için mobil Multisensör sistemi” isimli çalışmasında karayolları envanterinin çıkartılması için araç üzerine monte edilen GPS/INS ve 8 kameralı mobil sistem oluşturarak, Kanada’nın Quebec şehrinde yaptığı uygulamayı tanıtmıştır [82]. Kim ve ark. tarafından yapılan çalışma “Virtual World Mapping Technique” ismiyle web tabanlı 3D CBS yapısını tanıtmaktadır. Oluşturulan yapı geovideo uygulamalarını da içermektedir [83, 84]. Kim ve ark. tarafından yapılan diğer bir çalışmada Coğrafi bilgi Sistemi içerisindeki bina bilgileri georeferanslanmış video ile zenginleştirilmiştir [85]. Hwang, T.H ve ark. taşınabilir cihazlar için navigasyon amaçlı VideoGIS isminde video destekli bir sistemi tanıtmışlardır [86]. Multimedia ve coğrafi bilginin ilk birleştirildiği uygulamalardan birisi 1978’de MIT’de yapılan Aspen Movie Map’tir. Uygulamada araç üzerine yerleştirilen 4 kamera ile Aspen sokakları her iki yönden 3 metrede bir görüntülenmiştir. Uygulamada bir ekranda sokak haritaları gösterilirken diğer ekranda haritada seçilen bölgeye ait görüntüler gösterilmektedir [87]. Montaya L. 2003 yılında yapmış olduğu çalışmada kentsel afet yönetimi amacıyla yapı özelliklerinin coğrafi bilgi sistemine görüntülü kaydını yapan bir sistem tanıtmıştır. Geliştirilen sistem Costa Rica Cartago şehrinde denemiştir [10].

Geovideo, georeferanslanmış yüksek çözünürlüklü çerçevelerden oluşmuş bir çerçeve imge veritabanıdır. İsteğe göre bu veritabanından farklı ölçeklerde geovideo örneklenebilir. Geovideo örnekleme işlemi farklı stratejiler kullanılarak yapılabilir; Geovideo örnekleme için keyframe belirleme veya çerçeve ölçeği değiştirme seçenekleri kullanılabilir. Keyframe belirleme işlemi GPS koordinatlarına göre güzergâh geometrisini budayıcı bir stratejiye göre veya çerçevelerce içerilen dokulara göre yapılabilir.

Bu tez çalışması, Geo-Videolarda kullanılacak yüksek başarımlı, kullanıcı bağımlı, kısıtlı-veri havuzlu ve geniş sözlüklü ayırık konuşma tanıma teknikleri kullanarak ilgili video içeriğin konuşma tabanlı indekslenebilirliğini ve sorgulanabilirliğini göstermeye odaklanmıştır.

2. BÖLÜM

KONUŞMA TANIMA

Konuşma, insanların birbirleriyle etkileşimi için kullandıkları en temel, yaygın ve verimli iletişim yöntemidir. Bu nedenle kişilerin bilgisayarlarla etkileşiminde klavye gibi arabirimleri kullanmaksızın konuşarak iletişim sağlayabilmesi kullanım kolaylığı sağlamaktadır. Konuşma tanıma, konuşmacı tarafından aktarılan akustik dalga formundaki verinin metin formuna dönüştürülerek makineler tarafından anlamlı hale gelmesi sürecidir.

Konuşma Tanıma kırk yıldan fazla bir süredir üzerinde çeşitli bilimsel araştırmalar yapılan çok aktif bir araştırma alanıdır [19, 88-90] . Konuşma tanıma yöntemlerinin temel amacı ses sinyalinin bilgisayar tarafından anlamlı karşılıklara dönüştürülmesidir. Bilgisayar tarafından anlaşılabilen ses sinyalleri, veri girişi, erişim güvenliği, veri sorgulama, uzaktan kontrol vb. amaçlarıyla kullanılabilir.

Konuşma tanıma problemi, genellikle pattern tanıma konusunun bir alt dalı olarak ele alınmaktadır. Konuşma tanıma sistemlerinin çalışma ilkesi kabaca, giriş verisinin daha önce kaydedilmiş şablonlarla karşılaştırılması esasına dayanır. Ses sinyallerinin doğrudan karşılaştırılması son derece uzun işlemler gerektirdiğinden, karşılaştırma yapmak için ses verilerini iyi şekilde temsil eden ayırt edici özellik vektörleri kullanılmaktadır. Öznitelik olarak adlandırılan bu özellik vektörlerini elde etmek için geliştirilmiş çok sayıda metot bulunmaktadır [91]. Literatürde tanımlanmış sık kullanılan öznitelik çıkarma yöntemleri Doğrusal Öngörü Kodlama (LPC) [92, 93], Mel Frekans Kepstral Katsayıları (MFCC) [94, 95] ve Algısal Doğrusal Öngörü (PLP) [96] yöntemleridir.

Ses sinyalinin aynı konuşmacının tekrarlarında bile değişkenlik göstermesi konuşma tanıma problemini zorlaştırmaktadır. Ses sinyalinin dinamik yapısından dolayı birçok klasik sınıflandırıcının konuşma tanıma performansı yeterli başarıya ulaşamamaktadır. Bu nedenle konuşma tanımada sesin dinamik yapısını modelleme kapasitesine sahip yöntemler tercih edilmektedir [89]. Konuşma tanımada sıklıkla kullanılan yöntemler, Saklı Markov Modeller (HMM) [89, 97, 98], Dinamik Zaman Bükmesi (DTW) [99-101], Gaussian Karışım Modeller (GMM) [102, 103] ve Yapay Sinir Ağları (ANN) [104, 105]'dir.

Tez çalışmasının bu bölümünde Coğrafi Bilgi Sistemi veri tabanlarını beslemek amacıyla, ilgili teknik terminolojiyi tanıyabilecek kabiliyette 400 kelimelik Türkçe bir konuşma tanıma motorunun tasarımı, Mel Frekans Kepstral Katsayı (MFCC) öznitelikleri kullanılarak, dinamik zaman bükmesi, saklı markov modeller ve gaussian karışım modelleri yöntemleriyle gerçekleştirilmiş ve bu yöntemlerin konuşmacı bağımlı ayrık konuşma tanıma başarıları karşılaştırılmıştır. Konuşma tanıma için kullanılan 400 kelimelik kod kitabı, kaynak olarak Türkiye Cumhuriyeti Ulaştırma, Denizcilik ve Haberleşme Bakanlığı tarafından hazırlanmış Ulaştırma ve Haberleşme Terimleri sözlüğünün Karayolları Terimleri bölümünde yer alan sözcükler arasından derlenmiştir.

Ayrık konuşma tanıma probleminde izlenecek adımlar üç aşamada incelenebilir: ses verisine ilişkin ön işlemler, öznitelik çıkarma ve öznitelik sınıflandırma aşamalarıdır [106].

2.1. Ön İşleme Aşaması

Konuşma tanıma sistemlerinde ön işleme aşaması, daha sonraki öznitelik çıkarma ve sınıflandırma aşamalarının verimliliğini artırarak, genel tanıma performansını yükseltmek amacıyla, ses verisinin çeşitli filtreleme ve ön vurgulama işlemlerinden geçirilmesi kapsamaktadır. Ön işleme aşamasında önemli bir parçası da sesli ve sessiz bölgelerin ayrıştırılmasıdır. Kayıt başlangıcı ile konuşmaya başlandığı an arasındaki ve konuşma bittikten sonra kayda alınan konuşma dışı sinyallerin belirlenerek, oluşturulacak modelde yalnızca tanınmak istenilen sinyalin kullanılması sistem performansını olumlu yönde etkileyecektir.

Bu çalışmada önışlem olarak ön vurgulama ve konuşma verilerinden sesli ve sessiz bölgelerin ayrıştırılmasında Eşitlik (1)' de verilen Kısa-Sürelili Enerji (Short-time Energy) değeri kullanılmıştır [107].

$$E_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} (x[m]w[\hat{n}-m])^2 = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x^2[m]w^2[\hat{n}-m] \quad (1)$$

2.1.1. Ön Vurgulama

Genel olarak ses işaretlerinde yüksek frekanslı bileşenler, daha düşük genlik değerlerine sahiptir. Söz konusu yüksek frekanslı işaret bileşenleri geliştirilmeden Konuşma Tanıma uygulamasında veri olarak kullanılırlarsa ilgili bileşenlerin taşıdıkları özneliliklerden yeterince yararlanılmamış olur. Bir ses işaretinde bulunan yüksek frekanslı bileşenlerin özneliliklerini daha belirgin hale getirmek için Eşitlik (2) ile belirtilen transfer fonksiyonuna sahip ön-vurgulama işlemi uygulanır.

$$Hz = 1 - \frac{a}{z} \quad 0 \leq a \leq 1 \quad (2)$$

Eşitlik 2 ile belirtilen transfer fonksiyonun zaman boyutunda uygulanması Eşitlik (3) ile elde edilebilir.

$$x'(n) = x(n) - a \cdot x(n-1) \quad (3)$$

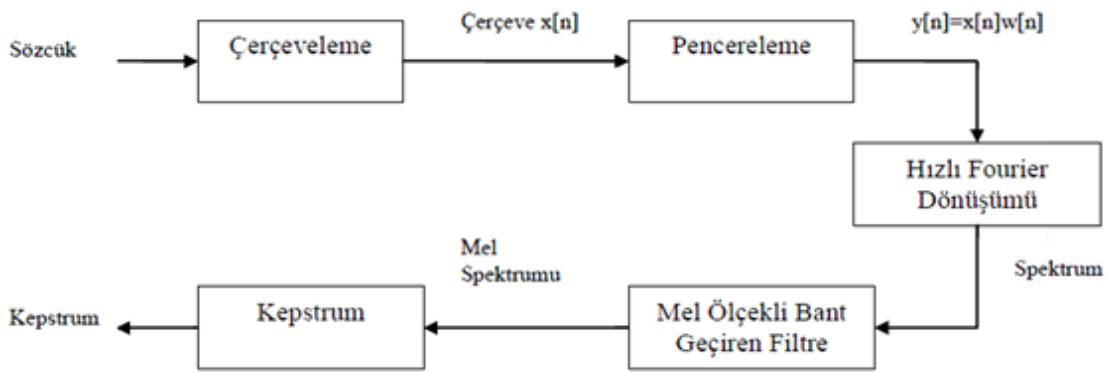
Genel olarak a için 0,95 gibi bir değeri kullanılır.

2.2. Öznelilik Çıkartımı

Öznelilik çıkarımı ses verisinde konuşma tanıma yapılabilmesi için ayırt edici özelliklerin çeşitli sinyal işleme teknikleri ile elde edilmesini ifade eder. Konuşma Tanıma uygulamalarında konuşma verisine ait özneliliklerin elde edilmesinde fourier analizi, kepsral katsayıların hesaplanması, kepsral fark katsayılarının hesaplanması, sinyal enerji seviyesi hesaplanması, sıfır geçiş sayısı hesaplanması, tepe değeri hesaplanması, tepe değeri gerçekleşme sayısının belirlenmesi, otokorelasyon katsayılarının hesaplanması, doğrusal öngörülü kodlama (LPC) gibi birçok araç kullanılmaktadır [108]. Bu çalışmada öznelilik olarak MFCC tercih edilmiştir.

2.2.1. Mel Frekans Kepstral Katsayıları (MFCC)

Mel Frekans Kepstral katsayıları'nın elde edilmesi işlemi ses verisinin belirli frekans bantlarına düşen güç değerlerinin bir ortalamasının alınarak bantlar arası lineer bağımsız katsayıların hesaplanması ile gerçekleştirilmektedir. Bu amaçla zaman boyutundaki ses verisi için frekans spektrumu ayrık Fourier dönüşümü ile bulunur. İnsan duyması simüle edilecek şekilde 1-2 kHz civarına kadar lineer olarak eşit daha sonrası için logaritmik olarak eşit aralıklı örtüşümlü filtre bankası uygulanarak belirli frekans bantlarına düşen ortalama güç yaklaşık olarak bulunur. Ortalama güç değerleri logaritmik olarak yeniden ifade edilerek frekans spektrumu normalize edilir. Ayrık kosinüs dönüşümü ile de hesaplanan özellik değerleri birbirlerinden lineer bağımsız bir şekilde dönüştürülür [95].



Şekil 1. MFCC hesaplanması [109]

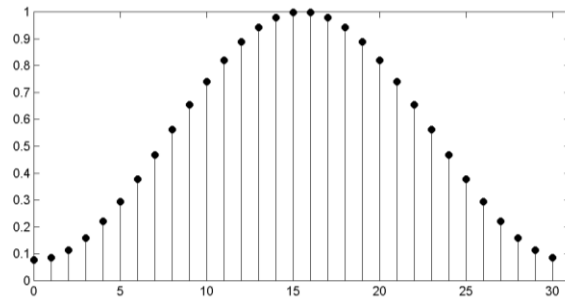
2.2.1.1. Çerçeveleme

Ses işaretinin oldukça küçük zaman aralıklarında kararlı olması nedeniyle, ses sinyalleri kısa zaman aralıklarıyla işlenir [110]. Sinyaller, genellikle 20-100 ms arasında değişen ve birbiri üzerine belli oranlarda bindirmeli çerçevelere bölünürler. Literatürde en etkin çerçeveleme aralığının 20-30 ms olduğu kabul edilmektedir [111]. Çerçeveleme işleminde bindirme yapılmasındaki amaç çerçeveler arasında yumuşak geçişin sağlanmasıdır.

2.2.1.2. Hamming Pencereleme Fonksiyonu

Pencereleme, ses işaretinin kısa zamanlı frekans spektrumunun hesaplanması için kullanılır. Bir sinyalin frekansı veya spektral bileşenleri zamanla değişmiyorsa bu sinyal durağandır. Konuşma durağan olmayan bir sinyaldir. Fakat insan konuşmasına ait ses işaretlerinin 5-100 ms' lik düzeylerde durağan olduğu kabul edilir. En çok kullanılan pencereleme fonksiyonları dikdörtgen, gauss, hamming, hann, bartlett, üçgen, bartlett-hann, blackman, kaiser, nuttall, blackman-harris ve blackman-nuttall fonksiyonlarıdır. Çalışmada Hamming pencereleme fonksiyonu tercih edilmiştir.

Hamming pencereleme fonksiyonunun yapısı Eşitlik 4' te tanımlanmıştır ve bu fonksiyonun zaman domenindeki formu Şekil 1' de verilmiştir.



Şekil 2. N=32 için Hamming pencere fonksiyonu

$$W(n) = 0.53836 - 0.46164 \cdot \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (4)$$

2.2.1.3. Hızlı Fourier Dönüşümü

Ayrık fourier dönüşümü, giriş sinyalinin zaman uzayından frekans uzayına dönüştürülmesini sağlar. Her bir pencerenin hızlı fourier dönüşümü yapılarak kısa zamanlı fourier spektrumu hesaplanır. Eşitlik (5) 'te ayrık fourier dönüşümünün genel formu verilmiştir.

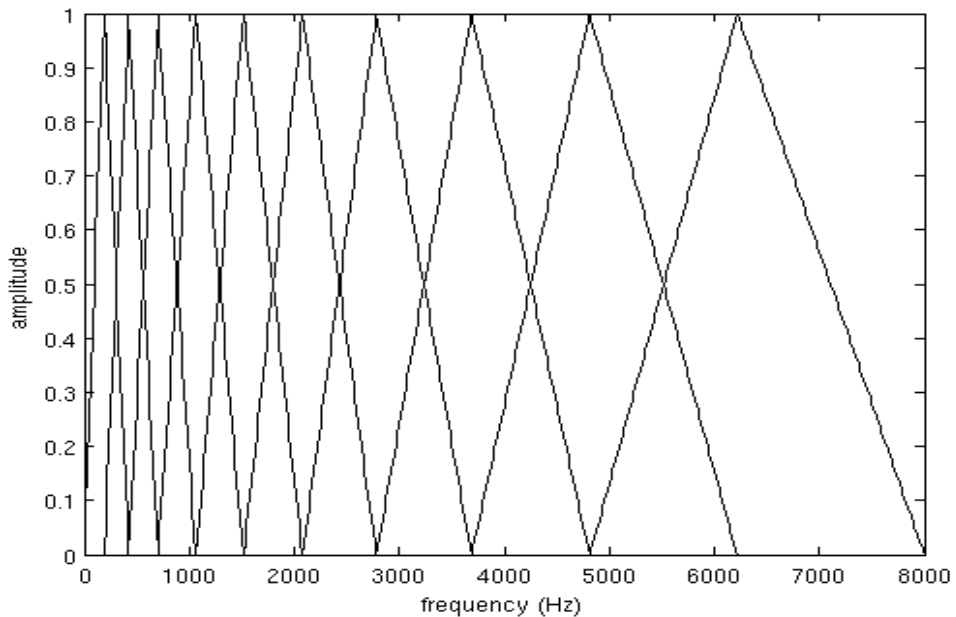
$$c_{T,k}^1 = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} F_j \exp\left[-i 2\pi \frac{jk}{N}\right] \right| \quad (5)$$

$$k = 0, 1, \dots, (N/2) - 1$$

Burada N , bir konuşma çerçevesi içindeki örnekleme noktalarının sayısını ve T zaman çerçevesinin ifade eder. Uygulamalarda hız için optimize edilmiş ayrık fourier dönüşümünün bir varyasyonu olan hızlı fourier dönüşümü kullanılır [112].

2.2.1.4. Mel-Frekans Spektrumu

İnsan kulağı 1 kHz e kadar olan frekanstaki sesleri doğrusal olarak algılamakta, 1 kHz üzerindeki sesleri logaritmik olarak algılamaktadır. Mel-frekans spektrumu hesaplanırken insan kulağının bu özelliği simule edilerek, 1-2 kHz civarına kadar lineer olarak eşit daha sonrası için logaritmik olarak eşit aralıklı örtüşümlü filtre bankası uygulanarak belirli frekans bantlarına düşen ortalama güç yaklaşık olarak bulunur. Şekil 3 'te 10 filtrelilik örnek bir filtre bankası gösterilmiştir.



Şekil 3. Filtreli Mel filtre bankası

FFT ile elde edilen frekans spektrumu filtre bankasından geçirilerek her bir bant aralığına düşen toplanan enerji hesaplanır. Hesaplanan enerjilerin logaritmaları alınır ve ayrık kosinüs dönüşümü kullanılarak frekans uzayından zaman uzayına geçilerek MFCC katsayıları hesaplanmıştır.

2.3. Özellik Sınıflandırma Aşaması

Ses verisi, doğası gereği ardışık bir yapıda olduğundan ses verisine ilişkin hesaplanan özellik vektörlerinin sınıflandırılmasında ilgili özneliklerin elde edilmiş sıraları göz

önünde tutulmalıdır. Bu tez çalışmasında Ses verisinin bu doğal yapısına uygun olarak özneliklerin sınıflandırılması için Dinamik Zaman Bükmesi, Saklı Markov Modeli ve Gaussian Karışım Modeller yöntemleri tercih edilmiş ve performansları karşılaştırılmıştır.

2.3.1. Dinamik Zaman Bükmesi (DTW)

Dinamik zaman bükmesi (DTW) algoritması Kruskal ve Liberman tarafından 1983 yılında iki eğri arasındaki mesafenin belirlenebilmesi için kullanılabilecek yeni bir yöntem olarak geliştirilmiştir [99]. DTW iki eğri arasında ortak patternleri belirleyebilme yeteneğine sahiptir. Şekil 4.'de DTW yönteminin farklı sayıda ses birimi içeren iki veriyi eşleştirmeye stratejisi gösterilmiştir. DTW farklı telaffuzlarla seslendirilen aynı kelimeyi ilgili ses verilerini kullanarak kolayca eşleyebilir. DTW iki ses verisini karşılaştırırken ilgili ses sinyallerini zaman domeninde genişletir veya daraltır.

K													
A													
Y													
S													
E													
R													
İ													
	K	K	A	Y	Y	S	E	R	R	İ	İ	İ	

Şekil 4. Konuşma Tanıma için Dinamik Zaman Bükmesi yönteminin görsel olarak gerçekleştirilmesi.

DTW' de N_1 ve N_2 olarak gösterilen iki ayrı ses verisi için ilk veride i ve ikinci veride j ses-örneği Eşitlik 6 ile verilen koşulu sağlarsa bu iki nokta doğrusal olarak örtüşür;

$$\frac{i-1}{N_1} N_2 \leq j \leq \frac{i}{N_1} N_2 \quad (6)$$

Doğrusal örtüşüm koşulları dışında süreklilik, sınır ve monotonluk koşullarının da uygulanması örtüşen noktaların bulunmasında dinamik zaman bükmesi yöntemini ortaya çıkartmıştır. DTW' de süreklilik koşulu Eşitlik 7 ile elde edilebilir. Süreklilik koşulu, iki ses verisi arasında c adet örtüşmeye izin verir.

$$\frac{N_2}{N_1} i - cN_2 \leq j \leq \frac{N_2}{N_1} i + cN_2 \quad (7)$$

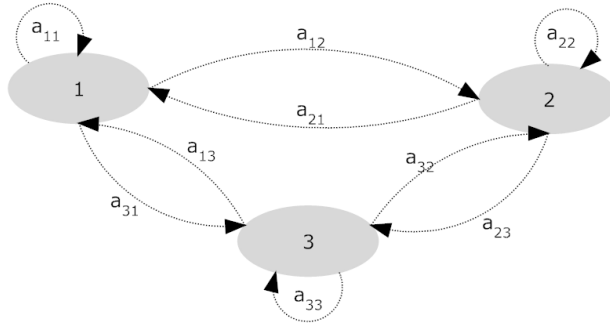
DTW sınır koşulu, iki ses verisini ilgili seslerin başlangıç ve bitiş noktalarına bağlı kalınarak eşleşmeye zorlar. Monotonluk eşleşmeyi ileri doğru aramayı sağlar [100]. Her dilin kendine has bir ses yapısı ve fonetik formu vardır. Genel olarak Konuşma Tanıma temel ses birimleri (fon veya fonemler) veya temel-ses birimi üstü veriler kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Konuşma Tanımadaki temel ses birimleri kullanılacak olursa görece temel-ses birimi üstü veriler kullanılarak geliştirilen Konuşma Tanıma sistemlerine göre çok daha fazla kelime tanınabilir. Bununla birlikte tanınması istenen kelime sayısı arttığında temel ses birimleri tabanlı Konuşma Tanıma sistemlerinin başarısı ilgili ses birimlerinin özniteliklerinin belirlenmesindeki istatistiksel güçlükler nedeniyle tanıma başarısı radikal şekilde azalır [101].

2.3.2. Saklı Markov Modeller

Saklı Markov modelinde durumlar Markov modellerde olduğunun aksine doğrudan gözlenemez. Gözlem dizilerine çeşitli en iyileme teknikleri uygulanarak en yüksek olasılıklı durum dizisi elde edilir. HMM'lerin konuşma tanımda yaygın olarak kullanılması 1980'lerden sonra yaygınlaşmıştır. Konuşma işaretinin istatistiksel özellikleri zamanla değişir; dolayısıyla konuşma işareti ergodik değildir ve görece uzun gözlem süreleri için non-stationary karakterdedir. Buna karşın konuşma verilerinin 10ms-30ms. için stationary karakterde oldukları varsayılır ve zaman ekseninde görece kısa süreli ses verilerinden invaryant öznitelikler elde edilebilir. Genellikle ön görülen görece kısa konuşma süreleri zaman-ekseninde önceden öngörülen uzunluklarda örtüşen pencereler kullanılarak sağlanır.

Anlamalı bir ses dizisi üretilirken ses organları hava basıncını ve hava akışını, ses dizileri üretecek şekilde modüle eder. İnsan kulağının 20Hz-20,000Hz aralığında sesleri algılayabildiği düşünülmektedir. Ses üretim organları saniyede yaklaşık 10 farklı ses üretebilir. Ses işaretinin modellenmesi, ses verilerinin anlık spektral özelliklerinin analizini ifade eder. Ses dizilerini tanımlayabilmek için Markov zincirlerinden yararlanılabilir.

Şekil 5’ de görülen birinci dereceden, 3 durumlu Markov zincirinde, bir sistem t anında N farklı durumdan birinde $(S_1, S_2, S_3, \dots, S_N)$ olacak şekilde tanımlanabilir [89].



Şekil 5. Birinci derece 3 saklı-durumlu Markov zinciri

Bir Gizli Markov model $\lambda = \{N, M, A, B, \pi\}$ ile gösterilebilir. Burada ‘ N ’ modeldeki durum sayısını göstermektedir. ‘ M ’, HMM’ nin fiziki çıktı sayısına karşılık gelen ayrık gözlem sembollerinin sayısıdır. Herhangi bir anda gözlenen sembol O_t ile ifade edilebilir.

Bir sistemin t anındaki durumu q_t olmak üzere Markov zincirine ait durumlar arası geçiş olasılıkları matrisi $A = [a_{i,j}]$ ile gösterilebilir. Bu durumda $a_{i,j}$ değerleri Eşitlik 8 kullanılarak hesaplanır [89];

$$a_{i,j} = P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i) \quad (8)$$

Burada $1 \leq i$ ve $j \leq N$ ’dir. Eşitlik (8) geçiş olasılıklarının zamana bağımlı olmaması için Markov zinciri homojen olduğu kabul edilmiştir. Geçiş olasılıklarında tüm i ’ ler

için $a_{i,j} \geq 0$ ve $\sum_{j=1}^N a_{i,j} = 1$ kısıtlaması vardır. Sistemin başlangıç durumu olan $t = 0$

anında $\pi = [\pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots, \pi_N]$ başlangıç durumu olasılık vektörü ile gösterilir.

HMM kullanılarak üç tip problem tanımlanabilir.

Verilen $O = O_1, O_2, O_3, \dots, O_T$ gözlem sembolleriyle $\lambda = \{A, B, \pi\}$ HMM için $P(O | \lambda)$ gözlem sırasının elde edilmesi.

Verilen $O = O_1, O_2, O_3, \dots, O_T$ gözlem sembolleriyle $\lambda = \{A, B, \pi\}$ HMM için en-iyi $Q = q_1 \cdot q_2 \cdot q_3 \cdot \dots \cdot q_T$ durum sırasının belirlenmesi.

Verilen $O = O_1, O_2, O_3, \dots, O_T$ gözlem sembolleriyle $\lambda = \{A, B, \pi\}$ HMM için $P(O | \lambda)$ 'yi maksimum yapan model parametrelerinin hesaplanması.

Bahsedilen her bir probleme ilişkin çözümler sırasıyla İleri/Geri (Forward/Backward) algoritması, Viterbi algoritması ve Baum-Welch algoritması ile en etkin şekilde gerçekleştirilebilmektedir [98].

2.3.3. Gaussian Karışım Modelleri

Gaussian Karışım Modelleri (GMM) konuşma tanımada yaygın olarak kullanılan matematiksel yöntemlerden birisidir [113]. Temel olarak bir GMM, M adet Gaussian fonksiyonun ağırlıklandırılmış toplamları ile modellenir. Buna göre bir GMM Eşitlik 9' de verildiği gibi ifade edilebilir [114].

$$p(x | \lambda) = \sum_{i=1}^M \omega_i \cdot g(x | \mu_i, \Sigma_i) \quad (9)$$

Burada x değeri D boyutlu sürekli-değerli veri vektörüdür. ω_i ($i = 1, 2, 3, \dots, M$) değerleri karışım ağırlıklarıdır ve $g(x | \mu_i, \Sigma_i)$ ise Gaussian fonksiyonları gösterir. Her bir Gaussian fonksiyon Eşitlik 10' da olduğu gibi tanımlanmıştır [114].

$$g(x | \mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{(2 \cdot \pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_i|^{0.5}} e^{\{-0.5 \cdot (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)\}} \quad (10)$$

burada μ_i ortalama vektörü, Σ_i kovaryans matrisidir. Karışım ağırlıkları $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1$ değerini sağlar. Bir GMM'nin kompakt formda ifadesi için Eşitlik 11 kullanılabilir;

$$\lambda = \{\omega_i, \mu_i, \Sigma_i\} \quad (11)$$

Literatürde tanıtılan birçok farklı GMM yapısı bulunmaktadır; Σ_i tam-ranklı tasarlanabilir veya diyagonal olmaya zorlanabilir. GMM parametrelerinin belirlenmesi

için ‘en büyük olasılık tabanlı parametre tahmin’ yöntemi (ML), veya ‘en büyük A Posteriori (MAP)’ parametre tahmini yöntemlerinden birisi kullanılabilir [115].

Genel olarak ML’ nin amacı verilen veri seti için GMM parametrelerini GMM olasılığını en-büyük yapacak şekilde belirlemektir. Veri seti vektörlerini bağımsız kabul ederek T elemanlı veri katarına ait (yani, $X = \{x_1, \dots, x_T\}$) GMM olasılığı Eşitlik 12 kullanılarak yazılabilir.

$$p(X | \lambda) = \prod_{t=1}^T p(x_t | \lambda) \quad (12)$$

Bu denklem lineer formda olmadığından doğrudan maksimize edilemez ve iteratif yöntemlerle çözülür. Bu amaçla en sık kullanılan algoritma Beklenti Değerinin Maksimizasyonu (Expectation Maximization (EM)) algoritmasıdır [116].

EM algoritmasının ardında yatan fikir bir başlangıç λ parametre grubu ile çözüme başlamak ve $p(x | \bar{\lambda}) \geq p(x | \lambda)$ olacak şekilde yeni bir $\bar{\lambda}$ modeli tahmini yapmaktır. Ardından $\lambda \leftarrow \bar{\lambda}$ ile çözüme devam edilir. Başlangıç çözümü genellikle işaret işleme olasılık yoğunluk fonksiyonlarının tahmini için kullanılan bir vektör kuantalama (VQ) yöntemi ile elde edilir. Her iterasyonda aşağıda verilen Eşitlik 13-15 formülleri kullanılarak monotonik olarak GMM parametreleri çözülür;

$$\bar{\omega}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda) \quad (13)$$

$$\bar{\mu}_i = \frac{\sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda) \cdot x_t}{\sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda)} \quad (14)$$

$$\bar{\sigma}_i^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda) \cdot x_t^2}{\sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda)} \quad (15)$$

i 'inci GMM için a posteriori olasılık değeri Eşitlik 16 ile hesaplanır;

$$\Pr(i | x_t, \lambda) = \frac{\omega_i \cdot g(x_t | \mu_i, \Sigma_i)}{\sum_{k=1}^M \omega_k \cdot g(x_t | \mu_k, \Sigma_k)} \quad (16)$$

GMM parametrelerinin MAP ile çözülmesinde de iki aşamalı bir tahmin süreci kullanılır. İlk adım EM algoritmasının 'Beklenti Değerinin' hesaplanması aşaması ile aynıdır ve sadece modele ait başlangıç istatistiklerinin hesaplanması sürecini içerir. EM algoritmasından farklı olarak MAP'in ikinci süreci yeni istatistiksel tahminlerin uyarlanarak daha önceki karışım modellerinden elde edilen eski istatistiksel tahminlerin veri bağımlı olarak katıştırılmasından oluşur. MAP'te de i 'inci GMM için a posteriori olasılık değeri Eşitlik 16 ile hesaplanır. Ardından Eşitlik 17-19' de verilen denklemler kullanılarak gerekli istatistiksel parametreler hesaplanır;

$$n_i = \sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda_{prior}) \quad (17)$$

$$E_i(x) = \frac{1}{n_i} \cdot \sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda_{prior}) \cdot x_t \quad (18)$$

$$E_i(x^2) = \frac{1}{n_i} \cdot \sum_{t=1}^T \Pr(i | x_t, \lambda_{prior}) \cdot x_t^2 \quad (19)$$

Ardından GMM parametreleri Eşitlik 20-22 kullanılarak güncellenir;

$$\hat{\omega}_i = [\alpha_i^\omega \cdot n/T + (1 - \alpha_i^\omega) \cdot \omega_i] \cdot \gamma \quad (20)$$

$$\hat{\mu}_i = \alpha_i^m \cdot E_i(x) + (1 - \alpha_i^m) \cdot \mu_i \quad (21)$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = \alpha_i^v \cdot E_i(x^2) + (1 - \alpha_i^v) \cdot (\sigma_i^2 + \mu_i^2) - \hat{\mu}_i^2 \quad (22)$$

$\{\alpha_i^\omega, \alpha_i^m, \alpha_i^v\}$ uyarlama katsayıları eski ve yeni tahminler arasında bir denge kurulmasını sağlar. γ ölçek faktörüdür. Her GMM ve her tahmin için Eşitlik 23 kullanılarak bir veri-bağımlı uyarlama katsayısı hesaplanır.

$$\alpha_i^g = \frac{n_i}{n_i + r^g} \mid \alpha_i^g, g \in \{\omega, m, v\} \quad (23)$$

burada r^g değeri g için tanımlanan bir sabittir.

2.4. Kod-Kitabı Ve Konuşma Verisi Hazırlama

Bu tez çalışmasında ayırık yapılı, izole edilmiş kelime tanıma tabanlı, kullanıcı-eğitilmiş, esnek kod-tabanlı, GIS uygulamalarında kullanıma uygun bir Konuşma Tanıma Motoru geliştirilmesi ile ilgili olarak Konuşma-Tanıma Teknikleri üzerinde yoğunlaşmıştır. İzole edilmiş konuşma tanıma konusunda Saklı Markov modeller (HMM), Gaussian Karışım modeller (GMM) ve Dinamik Zaman Bükme (DTW) teknikleri kullanılarak 400 kelime içeren bir kod kitabının tanınmasına çalışılmıştır.

Kod-Kitabının oluşturulmasında kullanılan terimler Ulaştırma Bakanlığınca hazırlanan Ulaştırma ve Haberleşme Terimleri sözlüğünün Karayolları Terimleri bölümünde yer alan terimler arasından derlenmiştir. İlgili kod kitabı Tablo 1' de verilmiştir.

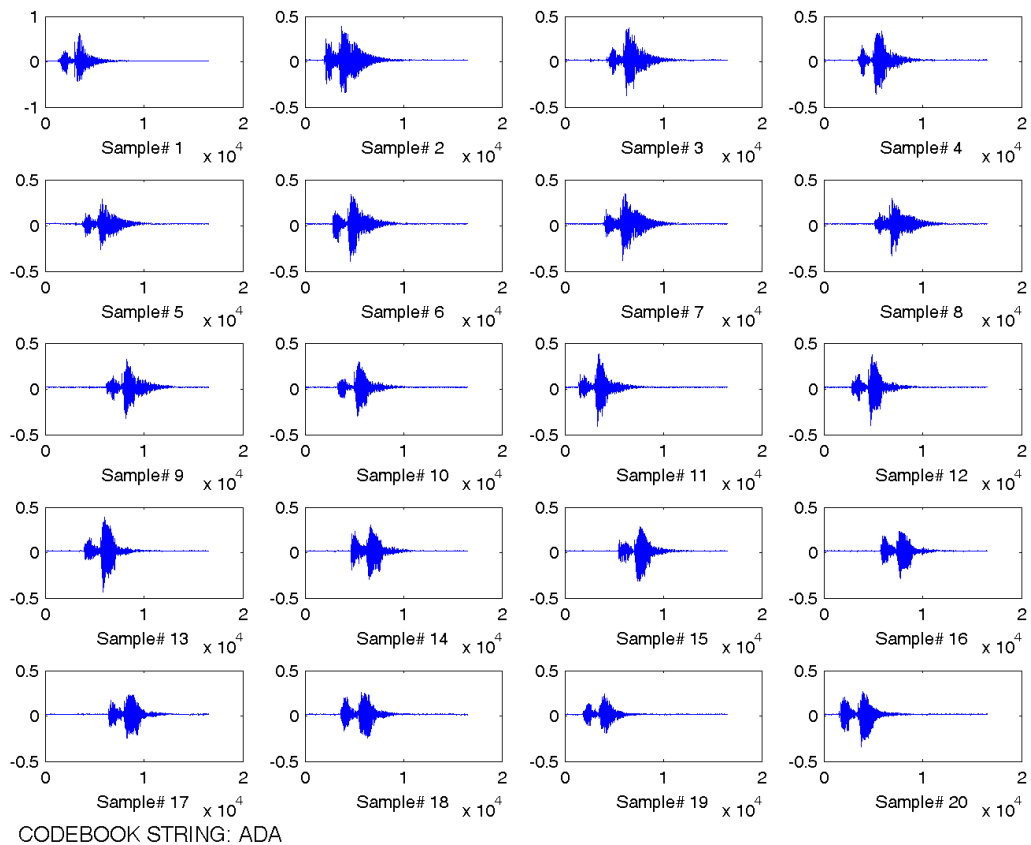
Tablo 1. Kod Kitabı

1	ADA	70	ÇEKİCİ	139	GARAJ	208	KAZICI
2	AÇIK	71	ÇELİK	140	GECE	209	KAZIK
3	AFUYMAN	72	ÇERÇEVE	141	GEÇ	210	KAZIMA
4	AGREGA	73	ÇEVRE	142	GEÇİCİ	211	KAZIYICI
5	AĞIR TAŞIT	74	ÇIĞ	143	GEÇİŞ	212	KEMER
6	AĞIRLIK	75	ÇİZGİ	144	GEÇİT	213	KENAR
7	AKARYAKIT	76	ÇİZGİSEL	145	GERGİ	214	KENT
8	AKILLI	77	ÇOK	146	GİDO	215	KESİKLİ
9	ALAN	78	ÇÖKME	147	GİRİŞİ	216	KESİM
10	ALIŞTIRMA	79	ÇÖRTEN	148	GÖRÜŞ	217	KESKİ
11	ALİYNMAN	80	ÇÜRÜK	149	HIZ SINIRI	218	KESON
12	ALTGEÇİT	81	ÇÜRÜTME	150	GRADASYON	219	KILOGRAM
13	ALTTEMEL	82	DAĞ	151	GREYDER	220	KILOMETRE
14	AMPATMAN	83	DAİRESEL	152	GROBETON	221	KIRMIZI
15	ANAKİRİŞ	84	DAMPERLİ	153	GUSE	222	KIŞ
16	APLIKASYON	85	DEBİ	154	GÜÇLÜ	223	KİLİTLİ
17	ARABA	86	DEBRİJAJ	155	GÜNDÜZ	224	KİRİŞ
18	ARAÇ	87	DEBUŞE	156	GÜVENLİ	224	AĞAÇ
19	ARAZÖZ	88	DEFORMASYON	157	GÜVENSİZ	226	KOMPLEKS
20	ARİYAT MALZEME	89	DELİCİ	158	HACIM	227	KONSOL
21	ASFALT	90	DEMİRYOLU	159	HAFİF	228	KONTROL
22	ASMA	91	DEPO	160	HARÇ	229	KORIDOR
23	ASTAR	92	DEPREM	161	HAREKET	230	KORKULUK
24	AŞINDIRICI	93	DERİVASYON	162	HAREKETLİ	231	KORNİŞ
25	AŞINMA	94	DERZ	163	HARİTA	232	KOROZYON
26	AŞINMIŞ	95	DEVAMLI	164	HAVA	233	KOT
27	AYIRICI	96	DEVER	165	HEMZEMİN	234	KÖPRÜ
28	AYIRMA ŞERİDİ	97	DİKKAT	166	HENDEK	235	KÖŞE
29	AZ	98	DİLATASYON	167	HEYELAN	236	KUM
30	AZAMİ	99	DİNGİL	168	HIZ	237	KURP
31	BAĞLANTI	100	DİREKSİYON	169	HIZLAN	238	KUSUR
32	BAKIM	101	DİSTRİBÜTÖR	170	IDARE	239	MAKİNA
33	BANKET	102	DOLDURMA	171	İFRAZ	240	MALÇ
34	BARBAKAN	103	DOLGU	172	İHALE	241	MALİYET
35	BASİT	104	DOLU	173	İKTİSAP	242	MALZEME
36	BAŞLANGIÇ	105	DOZER	174	İLERİ	243	MANİVELA
37	BELGEŞİ	106	DÖNEL	175	İMAR	244	MANSAP
38	BENZİN	107	DÖNÜŞ	176	İNŞAA	245	MARŞ
39	BETON	108	DÖŞEME	177	İNŞAAT	246	MEKİK
40	BEYAN	109	DRENAJ	178	İSKELE	247	MEMBA
41	BEZEME	110	DUR	179	İSTASYON	248	MENFEZ
42	BIÇAK	111	DURAK	180	İSTİKŞAF	249	MERMER
43	BİLET	112	DURAKLAMA	181	İŞ	250	MESAFESİ
44	BİLGİ	113	DUVAR	182	İŞARET	251	MESLEKİ
45	BİNDER	114	DÜŞEY	183	İŞARETLEME	252	MESNET
46	BİNEK	115	DÜZELTME	184	İŞÇİ	253	METRE
47	BİRİM	116	DÜZEY	185	İŞGAL	254	MİCİR
48	BİŞİKLET	117	EĞİM	186	İŞLETME	255	MİKTAR
49	BİTİŞ	118	EĞİTİM	187	İZ	256	MİNİBÜS
50	BİTÜM	119	EHLİYET	188	İZİN	257	MOLOZ
51	BOMBE	120	EKİP	189	JEODEZİ	258	MOTOR
52	BORDÜR	121	EKSİKAVATÖR	190	KADEME	259	MOTORİN
53	BORU	122	EKSPRES	191	KALEM	260	MOZETA
54	BOSAJ	123	ELEVASYON	192	KALIP	261	MUAYENE
55	BOŞ	124	EMLAK	193	KALİTE	262	MURÇ
56	BOŞALTMA	125	EMNİYET	194	KAMA	263	MÜCADELE
57	BOYA	126	EMNİYETSİZ	195	KAMYON	264	MÜCAVİR
58	BOYKESİT	127	EMÜLSİYON	196	KAMYONET	265	MÜHENDİS
59	BOYUNA	128	ENKESİT	197	KANTAR	266	MÜLKİYET
60	BOZUK	129	ESNEK	198	KAPALI	267	MÜTEAHHİT
61	BÖLÜNÜŞ	130	ETMEK	199	KAPLAMA	268	NAKLİYE
62	BRÜKNER	131	ETRİYE	200	KAR	269	NOKTA
63	BUZ	132	ETÜT	201	KARAYOLU	270	OKUL
64	BÜZ	133	FAUNA	202	KASA	271	OLUK
65	CAM	134	FERAĞ	203	KATKI	272	ONDULASYON
66	ÇAKIL	135	FEZEYAN	204	KAVŞAK	273	ORTA
67	ÇAMUR	136	GABARİ	205	KAYGAN	274	ORTALAMA
68	ÇARPMA	137	GAGA	206	KAZA	275	OTO
69	ÇED	138	GAR	207	KAZI	276	OTOBÜS

277 OTOMOBİL	308 RAPOR	339 STABİLİZE	370 TON
278 OTOYOL	309 RASTER	340 STANDART	371 TRAFİK
279 OYUK	310 REFÜJ	341 SU	372 TRANSİT
280 ÖLÇME	311 REGLAJ	342 SÜRTÜNME	373 TRANVAY
281 ÖN	312 RİJİT	343 ŞANTIYE	374 TREN
282 ÖRME	313 RODMİKS	344 ŞARTNAME	375 TÜNEL
283 PAFTA	314 RÖGAR	345 ŞAŞI	376 ULAŞIM
284 PALET	315 RÖMORK	346 ŞEF	377 UYARI
285 PALYE	316 RÖPER	347 ŞERİT	378 VEKTÖR
286 PARAFİN	317 RÜZGAR	348 ŞEV	379 VİBRASYON
287 PARALEL	318 SADEME	349 ŞUBE	380 VİDA
288 PARK	319 SAĞ	350 TABAKA	381 YAĞIŞ
289 PARLAMA	320 SARKMA	351 TAHSİS	382 YAĞMUR
290 PARSEL	321 SEHİM	352 TAKOGRAF	383 YANDAN
291 PAS	322 SERVİS	353 TALİ	384 YARALI
292 PATLAYICI	323 SEVİYE	354 TALVEG	385 YARMA
293 PERE	324 SEVK	355 TANDEM	386 YASAĞ
294 PERİYODİK	325 SEYYAR	356 TANKER	387 YASTIK
295 PEYZAJ	326 SIKIŞIKLIK	357 TAŞ	388 YAVAŞLA
296 PLAK	327 SINIR	358 TAŞI	389 YAYA
297 PLAKA	328 SINIRI	359 TAŞIT	390 YAZ
298 PLAN	329 SIVILAŞMA	360 TEHLİKE	391 YERİ
299 PLANKOTE	330 SİLİNDİR	361 TEHLİKELİ	392 YERLEŞİM
300 PLATFORM	331 SİNYALİZASYON	362 TEKER	393 YETERLİLİK
301 PLENT	332 SİYAH	363 TEKERLEK	394 YOK
302 POLİMER	333 SOL	364 TEKNİK	395 YOL
303 PÜSKÜRTME	334 SON	365 TEKYÖN	396 YÖNETİCİ
304 RADYE	335 SONDAJ	366 TEMEL	397 YÜK
305 RAKIM	336 SÖMEL	367 TERSYOL	398 YÜZEY
306 RAKORTMAN	337 SİRİAL	368 TIR	399 ZAYIF
307 RAMPA	338 STABİLİTE	369 TIRMANMA	400 ZORUNLU

Kod-Kitabında yer alan tüm kelimeler 11,025Hz ile 1.5 sn. sabit zaman Aralığıyla 20 defa örneklenmiştir. Her örnekleme sırasında kayıt alımı başlangıcı bir görsel uyarı ile seslendiriciye bildirilmiş, ardından elde edilen ses sinyali zaman genlik ekseninde çizilerek görsel olarak kontrol edilmiş ve sorun var ise veri alımı tekrar edilmiştir. Ayrıca tüm yakalanan ses sinyalleri seslendirilerek dinlenmiş ve yine kalite problemi olan çok az sayıdaki örnek yeniden yakalanarak kod kitabına ait seslendirme verileri derlenmiştir. Tüm ses verisi veri yakalama işlemi Matlab platformunda yapılmıştır. Elde edilen kod kitabı, Matlab platformunda CODEBOOK değişkeni ile tutulmuştur.

Şekil 5’de, ADA terimine ait örneklenen ses verileri görselleştirilmiştir. Çok boyutlu veri görselleştirme, görselleştirme yoluyla verinin algılanırlığını kolaylaştırma ve veri özetleme tekniği olarak bilimsel uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır.



Şekil 6. Derlenen orijinal ses verilerinin grafik olarak görselleştirilmesi.

2.5. Dinamik Zaman Bükmesi Algoritması İle Konuşma Tanıma

Dinamik Zaman Bükmesi (DTW) algoritması zaman domeninde farklı uzunluklara sahip verilerin eşleştirilmesi için kullanılır.

DTW genel olarak deforme olmuş verilerin eşlenmesinde çok başarılıdır. Bununla birlikte standart DTW ile karşılaştırılacak veri sayısı çok fazla ise gerek duyulan hesaplama süresi aşırı derecede artabilmektedir. Bu nedenle birçok farklı DTW uyarlaması geliştirilmiştir.

Bu bölümde gerçekleştirilen DTW tabanlı konuşma tanıma deneylerine ait açıklamalar sunulmuştur.

DTW tabanlı konuşma tanıma için gerçekleştirilen deneylerde Tablo 1’de verilen kod-kitabında yeralan 400 kelimenin tanınmasına çalışılmıştır.

Temel olarak DTW tabanlı konuşma uygulamasında algoritmik sıralama şu şekildedir.

- Eğitim için ve Test için kullanılacak olan konuşma verilerini belirle.
- Konuşma verilerini sessiz bölgelerden Short-time Energy (Eşitlik 1) denklemini kullanarak izole et.
- Eğitim verilerine ait MFCC katsayılarını akustik-matris formunda hesapla (kullanılan frekans 11025Hz, Hızlı Fourier Transformasyonu için pencere boyutu=256, Mell-kanal sayısı=22, Örtüşme=10ms.)
- Herbir test verisi için aşağıda tanımlanan adımları tekrarla,
- Test verisini seç,
- Test verisine ait akustik matrisi hesapla,
- Test verisine ait akustik matrisle her bir eğitim verisine ait akustik matris arasındaki DTW uzaklığını hesapla,
- Test verisini en-küçük DTW uzaklığını sağlayan eğitim verisinin etiketi ile etiketle.

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde $400 \times 15 = 6000$ veri eğitim verisi olarak $400 \times 5 = 2000$ verisi ise test verisi olarak kullanılmıştır. Gerçekleştirilen testlerde tanıma başarısı %89.05'tir. Bu oran DTW tabanlı literatür uygulamaları ile uyumlu olmakla birlikte, bu bölümde gerçekleştirilen konuşma tanıma uygulamasında tanınması amaçlanan kelime sayısı ilgili literatüre göre oldukça yüksektir.

2.5.1 DTW Tabanlı Konuşma Tanımda Elde Edilen Sonuçların Yorumlanması

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde bir test örneğine karşılık toplam $400 \times 15 = 6000$ örnek için DTW uzaklık parametre değeri hesaplanmıştır. Tanıma süresi, toplam patern sayısına doğrudan bağlıdır. Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde 400 kelimenin tanıtılması istenmiştir ve tanıma-süreleri Matlab platformunda normal dağılıma göre %95 olasılıkla (9.123 17.657) sn. arasında değişmektedir.

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde kullanılan 400 kelimeye ait 5'er tekrardan oluşan 2000 test verisinden 1961 tanesi doğru tanınmıştır; %89.05 başarı. Bu başarı oranı ilgili bilimsel literatüre göre kullanılan kelime ve model sayısının büyüklüğü göz önüne alındığında oldukça yüksektir.

DTW tabanlı konuşma tanıma testlerinde elde edilen sonuçlar Tablo 2. ve Ek-1 Tablo 16'da verilmiştir. Kelime bazında tanıma oranları ve diğer istatistikler için Tablo 2 kullanılabilir. Ek-1 Tablo 16 kod-kitabı karşılığı olarak tanıma performansının incelenmesi için verilmiştir.

Tablo 2: DTW tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (indislere göre)

Kod-Kitapı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
1	0.60	1	1	372	372	1
2	1.00	2	2	2	2	2
3	1.00	3	3	3	3	3
4	0.80	4	4	4	4	365
5	0.60	5	6	5	5	6
6	1.00	6	6	6	6	6
7	1.00	7	7	7	7	7
8	1.00	8	8	8	8	8
9	1.00	9	9	9	9	9
10	1.00	10	10	10	10	10
11	1.00	11	11	11	11	11
12	1.00	12	12	12	12	12
13	1.00	13	13	13	13	13
14	0.80	14	14	14	14	61
15	0.80	15	15	15	15	372
16	1.00	16	16	16	16	16
17	0.80	17	17	378	17	17
18	1.00	18	18	18	18	18
19	1.00	19	19	19	19	19
20	0.80	20	20	20	20	26
21	0.40	21	21	28	28	28
22	1.00	22	22	22	22	22
23	0.80	23	23	9	23	23
24	0.60	331	24	24	24	331
25	1.00	25	25	25	25	25
26	0.40	26	28	26	28	28
27	1.00	27	27	27	27	27
28	1.00	28	28	28	28	28
29	1.00	29	29	29	29	29
30	1.00	30	30	30	30	30
31	1.00	31	31	31	31	31
32	1.00	32	32	32	32	32
33	1.00	33	33	33	33	33
34	1.00	34	34	34	34	34
35	1.00	35	35	35	35	35
36	1.00	36	36	36	36	36
37	1.00	37	37	37	37	37
38	0.60	38	38	38	37	37
39	1.00	39	39	39	39	39
40	1.00	40	40	40	40	40
41	1.00	41	41	41	41	41
42	0.80	42	42	42	42	117
43	1.00	43	43	43	43	43
44	1.00	44	44	44	44	44
45	0.80	45	45	45	45	37
46	1.00	46	46	46	46	46
47	1.00	47	47	47	47	47
48	0.80	48	48	48	48	367
49	1.00	49	49	49	49	49
50	1.00	50	50	50	50	50
51	0.60	51	51	288	7	51
52	0.60	62	52	288	52	52
53	0.80	53	53	53	53	372
54	0.80	54	54	54	54	288
55	1.00	55	55	55	55	55
56	0.60	56	56	56	288	288
57	1.00	57	57	57	57	57
58	1.00	58	58	58	58	58
59	1.00	59	59	59	59	59
60	1.00	60	60	60	60	60
61	1.00	61	61	61	61	61
62	1.00	62	62	62	62	62
63	1.00	63	63	63	63	63
64	0.80	64	64	64	64	323
65	0.80	65	102	65	65	65
66	0.80	367	66	66	66	66

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
67	1.00	67	67	67	67	67
68	1.00	68	68	68	68	68
69	0.80	69	69	69	69	323
70	0.40	284	70	284	284	70
71	1.00	71	71	71	71	71
72	1.00	72	72	72	72	72
73	1.00	73	73	73	73	73
74	1.00	74	74	74	74	74
75	1.00	75	75	75	75	75
76	1.00	76	76	76	76	76
77	1.00	77	77	77	77	77
78	1.00	78	78	78	78	78
79	1.00	79	79	79	79	79
80	0.80	80	80	80	80	400
81	1.00	81	81	81	81	81
82	1.00	82	82	82	82	82
83	1.00	83	83	83	83	83
84	1.00	84	84	84	84	84
85	1.00	85	85	85	85	85
86	0.80	86	86	86	86	61
87	0.60	87	87	62	62	87
88	1.00	88	88	88	88	88
89	0.60	89	89	365	89	365
90	1.00	90	90	90	90	90
91	0.60	91	91	91	284	284
92	1.00	92	92	92	92	92
93	1.00	93	93	93	93	93
94	1.00	94	94	94	94	94
95	1.00	95	95	95	95	95
96	0.80	96	96	376	96	96
97	1.00	97	97	97	97	97
98	1.00	98	98	98	98	98
99	1.00	99	99	99	99	99
100	0.60	100	100	106	100	372
101	0.60	26	101	101	101	137
102	0.80	102	102	102	102	364
103	1.00	103	103	103	103	103
104	1.00	104	104	104	104	104
105	0.80	105	105	105	105	233
106	1.00	106	106	106	106	106
107	0.80	107	107	107	107	372
108	1.00	108	108	108	108	108
109	1.00	109	109	109	109	109
110	0.80	110	110	110	110	280
111	0.40	111	280	111	104	280
112	1.00	112	112	112	112	112
113	0.80	113	113	113	113	272
114	1.00	114	114	114	114	114
115	0.80	115	115	115	338	115
116	0.40	284	116	284	116	284
117	1.00	117	117	117	117	117
118	0.80	118	118	118	118	284
119	0.80	119	119	119	119	372
120	1.00	120	120	120	120	120
121	0.80	121	121	121	121	120
122	1.00	122	122	122	122	122
123	0.20	120	117	120	123	120
124	1.00	124	124	124	124	124
125	1.00	125	125	125	125	125
126	0.20	372	372	372	372	126
127	1.00	127	127	127	127	127
128	1.00	128	128	128	128	128
129	1.00	129	129	129	129	129
130	0.60	130	130	120	130	120
131	1.00	131	131	131	131	131
132	1.00	132	132	132	132	132
133	0.60	133	133	331	331	133
134	1.00	134	134	134	134	134

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
135	1.00	135	135	135	135	135
136	0.80	136	136	136	134	136
137	1.00	137	137	137	137	137
138	0.80	138	138	138	138	57
139	1.00	139	139	139	139	139
140	0.80	140	364	140	140	140
141	0.40	141	280	164	164	141
142	1.00	142	142	142	142	142
143	0.60	143	143	284	284	143
144	0.80	144	144	144	144	276
145	0.80	145	284	145	145	145
146	0.40	272	146	146	272	272
147	0.40	147	117	61	147	117
148	1.00	148	148	148	148	148
149	0.40	149	372	372	149	372
150	1.00	150	150	150	150	150
151	1.00	151	151	151	151	151
152	0.60	152	152	152	372	372
153	1.00	153	153	153	153	153
154	0.60	154	331	154	154	331
155	1.00	155	155	155	155	155
156	0.80	156	156	156	156	376
157	0.80	157	157	157	365	157
158	0.60	158	158	158	79	79
159	0.20	159	62	62	62	62
160	0.80	160	160	160	160	284
161	1.00	161	161	161	161	161
162	1.00	162	162	162	162	162
163	1.00	163	163	163	163	163
164	1.00	164	164	164	164	164
165	1.00	165	165	165	165	165
166	1.00	166	166	166	166	166
167	1.00	167	167	167	167	167
168	1.00	168	168	168	168	168
169	1.00	169	169	169	169	169
170	1.00	170	170	170	170	170
171	0.80	171	171	180	171	171
172	0.80	172	172	172	172	166
173	1.00	173	173	173	173	173
174	1.00	174	174	174	174	174
175	1.00	175	175	175	175	175
176	1.00	176	176	176	176	176
177	1.00	177	177	177	177	177
178	1.00	178	178	178	178	178
179	1.00	179	179	179	179	179
180	1.00	180	180	180	180	180
181	1.00	181	181	181	181	181
182	0.80	182	182	182	191	182
183	0.60	183	79	183	183	372
184	1.00	184	184	184	184	184
185	0.80	185	134	185	185	185
186	0.80	186	186	186	186	169
187	0.80	187	187	187	187	28
188	0.00	372	372	372	372	372
189	1.00	189	189	189	189	189
190	1.00	190	190	190	190	190
191	1.00	191	191	191	191	191
192	0.80	192	192	192	192	184
193	1.00	193	193	193	193	193
194	0.80	194	194	194	194	184
195	1.00	195	195	195	195	195
196	1.00	196	196	196	196	196
197	1.00	197	197	197	197	197
198	0.80	198	198	198	196	198
199	1.00	199	199	199	199	199
200	1.00	200	200	200	200	200
201	1.00	201	201	201	201	201
202	1.00	202	202	202	202	202

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
203	1.00	203	203	203	203	203
204	0.80	204	204	204	204	372
205	1.00	205	205	205	205	205
206	1.00	206	206	206	206	206
207	0.80	207	207	207	207	284
208	0.40	176	208	208	176	364
209	1.00	209	209	209	209	209
210	1.00	210	210	210	210	210
211	1.00	211	211	211	211	211
212	1.00	212	212	212	212	212
213	1.00	213	213	213	213	213
214	0.80	214	214	214	214	343
215	0.60	215	215	215	155	343
216	1.00	216	216	216	216	216
217	0.60	272	216	217	217	217
218	1.00	218	218	218	218	218
219	0.80	219	219	284	219	219
220	1.00	220	220	220	220	220
221	1.00	221	221	221	221	221
222	1.00	222	222	222	222	222
223	0.80	223	343	223	223	223
224	1.00	224	224	224	224	224
225	1.00	225	225	225	225	225
226	0.40	272	238	269	226	226
227	1.00	227	227	227	227	227
228	1.00	228	228	228	228	228
229	1.00	229	229	229	229	229
230	0.60	230	315	230	230	372
231	1.00	231	231	231	231	231
232	1.00	232	232	232	232	232
233	1.00	233	233	233	233	233
234	0.80	234	234	234	234	284
235	1.00	235	235	235	235	235
236	0.80	236	284	236	236	236
237	0.40	237	237	294	239	255
238	1.00	238	238	238	238	238
239	1.00	239	239	239	239	239
240	1.00	240	240	240	240	240
241	0.80	241	241	241	241	61
242	0.80	242	242	242	242	117
243	0.80	243	243	243	243	117
244	0.80	244	244	244	244	117
245	1.00	245	245	245	245	245
246	0.80	246	276	246	246	246
247	1.00	247	247	247	247	247
248	1.00	248	248	248	248	248
249	0.40	249	249	284	284	284
250	1.00	250	250	250	250	250
251	1.00	251	251	251	251	251
252	0.80	252	252	252	252	272
253	1.00	253	253	253	253	253
254	0.60	254	254	254	272	272
255	1.00	255	255	255	255	255
256	1.00	256	256	256	256	256
257	0.60	257	257	257	348	376
258	0.60	258	252	272	258	258
259	1.00	259	259	259	259	259
260	1.00	260	260	260	260	260
261	1.00	261	261	261	261	261
262	0.20	262	284	164	364	1
263	1.00	263	263	263	263	263
264	0.60	288	264	264	264	280
265	1.00	265	265	265	265	265
266	1.00	266	266	266	266	266
267	1.00	267	267	267	267	267
268	1.00	268	268	268	268	268
269	1.00	269	269	269	269	269
270	1.00	270	270	270	270	270

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
271	1.00	271	271	271	271	271
272	1.00	272	272	272	272	272
273	1.00	273	273	273	273	273
274	1.00	274	274	274	274	274
275	1.00	275	275	275	275	275
276	1.00	276	276	276	276	276
277	1.00	277	277	277	277	277
278	1.00	278	278	278	278	278
279	1.00	279	279	279	279	279
280	1.00	280	280	280	280	280
281	1.00	281	281	281	281	281
282	1.00	282	282	282	282	282
283	1.00	283	283	283	283	283
284	1.00	284	284	284	284	284
285	1.00	285	285	285	285	285
286	1.00	286	286	286	286	286
287	1.00	287	287	287	287	287
288	1.00	288	288	288	288	288
289	1.00	289	289	289	289	289
290	1.00	290	290	290	290	290
291	1.00	291	291	291	291	291
292	1.00	292	292	292	292	292
293	1.00	293	293	293	293	293
294	1.00	294	294	294	294	294
295	0.80	232	295	295	295	295
296	1.00	296	296	296	296	296
297	1.00	297	297	297	297	297
298	1.00	298	298	298	298	298
299	1.00	299	299	299	299	299
300	1.00	300	300	300	300	300
301	1.00	301	301	301	301	301
302	1.00	302	302	302	302	302
303	0.60	343	303	303	198	303
304	1.00	304	304	304	304	304
305	1.00	305	305	305	305	305
306	1.00	306	306	306	306	306
307	0.60	307	307	45	307	37
308	1.00	308	308	308	308	308
309	1.00	309	309	309	309	309
310	1.00	310	310	310	310	310
311	0.60	311	311	311	164	7
312	1.00	312	312	312	312	312
313	1.00	313	313	313	313	313
314	1.00	314	314	314	314	314
315	1.00	315	315	315	315	315
316	1.00	316	316	316	316	316
317	0.20	390	390	338	317	6
318	1.00	318	318	318	318	318
319	0.80	319	83	319	319	319
320	0.60	320	320	343	343	320
321	1.00	321	321	321	321	321
322	1.00	322	322	322	322	322
323	1.00	323	323	323	323	323
324	1.00	324	324	324	324	324
325	1.00	325	325	325	325	325
326	1.00	326	326	326	326	326
327	0.80	327	327	327	327	6
328	1.00	328	328	328	328	328
329	0.80	329	329	329	329	270
330	0.80	330	330	330	330	117
331	1.00	331	331	331	331	331
332	1.00	332	332	332	332	332
333	1.00	333	333	333	333	333
334	1.00	334	334	334	334	334
335	0.40	335	294	335	284	294
336	1.00	336	336	336	336	336
337	0.20	284	284	284	337	284
338	0.80	338	338	338	338	61

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
339	1.00	339	339	339	339	339
340	1.00	340	340	340	340	340
341	0.80	341	341	341	340	341
342	0.60	342	342	342	372	372
343	1.00	343	343	343	343	343
344	1.00	344	344	344	344	344
345	1.00	345	345	345	345	345
346	0.80	346	280	346	346	346
347	1.00	347	347	347	347	347
348	1.00	348	348	348	348	348
349	0.80	349	349	349	343	349
350	1.00	350	350	350	350	350
351	1.00	351	351	351	351	351
352	1.00	352	352	352	352	352
353	1.00	353	353	353	353	353
354	1.00	354	354	354	354	354
355	1.00	355	355	355	355	355
356	1.00	356	356	356	356	356
357	0.60	357	357	357	368	368
358	1.00	358	358	358	358	358
359	1.00	359	359	359	359	359
360	1.00	360	360	360	360	360
361	1.00	361	361	361	361	361
362	0.80	362	362	62	362	362
363	0.80	363	363	363	363	376
364	1.00	364	364	364	364	364
365	1.00	365	365	365	365	365
366	0.80	366	366	366	1	366
367	1.00	367	367	367	367	367
368	0.80	62	368	368	368	368
369	1.00	369	369	369	369	369
370	0.20	370	365	272	364	364
371	1.00	371	371	371	371	371
372	1.00	372	372	372	372	372
373	0.60	373	373	373	364	364
374	1.00	374	374	374	374	374
375	1.00	375	375	375	375	375
376	1.00	376	376	376	376	376
377	0.60	377	372	377	62	377
378	0.40	378	372	378	372	372
379	1.00	379	379	379	379	379
380	1.00	380	380	380	380	380
381	1.00	381	381	381	381	381
382	1.00	382	382	382	382	382
383	1.00	383	383	383	383	383
384	1.00	384	384	384	384	384
385	1.00	385	385	385	385	385
386	1.00	386	386	386	386	386
387	1.00	387	387	387	387	387
388	1.00	388	388	388	388	388
389	1.00	389	389	389	389	389
390	1.00	390	390	390	390	390
391	1.00	391	391	391	391	391
392	1.00	392	392	392	392	392
393	1.00	393	393	393	393	393
394	1.00	394	394	394	394	394
395	0.60	395	395	395	6	6
396	1.00	396	396	396	396	396
397	0.80	266	397	397	397	397
398	1.00	398	398	398	398	398
399	1.00	399	399	399	399	399
400	1.00	400	400	400	400	400

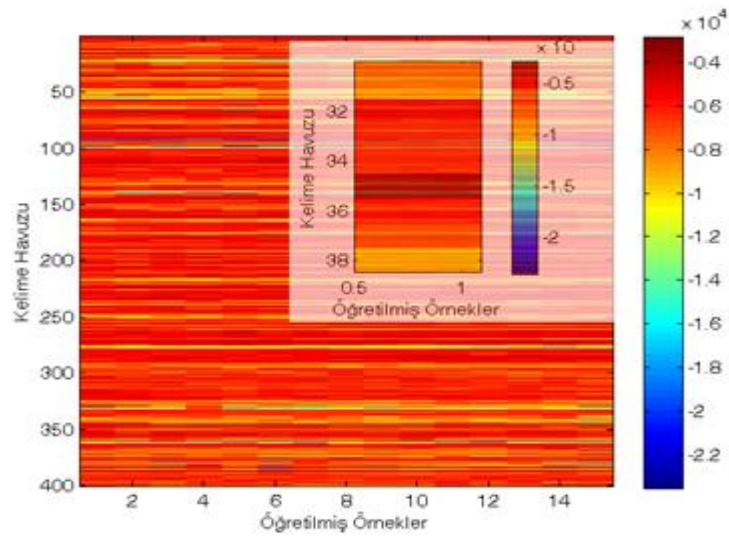
2.6. Saklı Markov Modeller Kullanılarak Konuşma Tanıma Uygulaması

Bu uygulama sırasında 400 kelime içeren kod-kitabının tamamının Saklı Markov Modeller (HMM) tarafından öğrenilmesi amaçlanmıştır [117-155]. Kod kitabında bulunan 400 kelime, farklı zamanlarda 20'şer defa tekrarlanarak derlendiğinden elde toplam $400 \times 20 = 8000$ konuşma örneği bulunmaktadır. HMM tabanlı konuşma tanıma motorunun eğitilmesi için 400 kelimeye ait kayıtların ilk 15'i kullanılmıştır. Her kelime için elde kalan 5 ses örneği HMM tabanlı konuşma tanıma motorunun testi için kullanılmıştır.

Eğitim (Training) Süreci adımları şu şekildedir;

- Test edilmek istenen konuşma işaretini yakala (y-ışareti),
- y-ışaretinin konuşma bölgelerinin sessiz bölgelerden denklem (1) 'i kullanılarak yalıt ve d-ışaretini elde et,
- d-ışarete ait 12-MFCC katsayısının hesapla (MFCC hesaplanırken ilk katsayı dışlanmış ve kalan 12 MFCC değerleri kullanılmıştır, MFCC için frame-rate değeri 128 alınmıştır, kullanılan *filterbank* 32 filtre içermektedir.
- Her bir ses örneği için hesaplanan MFCC değerlerini kullanarak HMM ve viterbi algoritmaları yardımı ile HMM parametrelerini (ortalama ve standart sapma) hesapla.
- HMM parametrelerini bir kısıtsız optimizasyon yöntemi kullanarak iyileştir.
- Elde edilen HMM parametrelerini ilgili sese ait konuşma örneği için sakla.
- Yukarıda verilen Alıştırma Süreci $400 \times 15 = 6000$ veri için HMM parametrelerinin hesaplanmasını içerdiğinden elde edilen sonuçların HDD ayrı dosyalar halinde saklanması pratik değildir; bu nedenle elde edilen HMM parametreleri bir dizin olarak hafızada saklanmıştır. Bu durum belirgin şekilde hız artışı sağlamıştır.

Test aşamasında $400 \times 5 = 2000$ örnek kullanılmıştır (Her kelime için 5 test verisi bulunmaktadır). Şekil 7'de Kod-Kitabının 35. örneği olan 'Basit' kelimesinin 18. Örneğinin testine ait bir eşleme-haritası verilmiştir.



Şekil 7. 'BASİT' kod kelimesinin 18. örnekleminin testine ait tanıma haritası

2.6.1. HMM Tabanlı Konuşma Tanımda Elde Edilen Sonuçların Yorumlanması

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde $400 \times 15 = 6000$ örnek için HMM parametreleri hesaplanmıştır. HMM modellerde eğitim süresi öğretilmek istenen kelime sayısına bağlı olarak aşırı uzun sürelerle ulaşabilmektedir. Ayrıca test süresinde toplam HMM sayısına (dolayısı ile karşılaştırma yapılacak kelime-modeli sayısına) doğrudan bağlıdır. Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde 6000 HMM kullanıldığından test süreleri Matlab platformunda normal dağılıma göre %95 olasılıkla (10.829-29.088) sn. arasında değişmektedir.

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde kullanılan 400 kelimeye ait 5'er tekrardan oluşan 2000 test verisinden 1974 tanesi doğru tanınmıştır; %98.70 başarı. Bu başarı oranı ilgili bilimsel literatüre göre kullanılan kelime ve model sayısının büyüklüğü göz önüne alındığında oldukça yüksektir.

HMM tabanlı konuşma tanıma testlerinde elde edilen sonuçlar Tablo 3 ve Ek-2 Tablo 17' de verilmiştir. Kelime bazında tanınma oranları ve diğer istatistikler için Tablo 3 kullanılabilir. Ek-2 Tablo 17 kod-kitabı karşılığı olarak tanınma performansının incelenmesi için verilmiştir.

Tablo 3: HMM tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (indislere göre)

Kod-Kitapı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
1	1	1	1	1	1	1
2	1	2	2	2	2	2
3	1	3	3	3	3	3
4	1	4	4	4	4	4
5	1	5	5	5	5	5
6	1	6	6	6	6	6
7	0.8	5	7	7	7	7
8	1	8	8	8	8	8
9	1	9	9	9	9	9
10	1	10	10	10	10	10
11	1	11	11	11	11	11
12	1	12	12	12	12	12
13	1	13	13	13	13	13
14	1	14	14	14	14	14
15	1	15	15	15	15	15
16	1	16	16	16	16	16
17	1	17	17	17	17	17
18	1	18	18	18	18	18
19	1	19	19	19	19	19
20	1	20	20	20	20	20
21	1	21	21	21	21	21
22	1	22	22	22	22	22
23	1	23	23	23	23	23
24	1	24	24	24	24	24
25	1	25	25	25	25	25
26	1	26	26	26	26	26
27	1	27	27	27	27	27
28	1	28	28	28	28	28
29	1	29	29	29	29	29
30	1	30	30	30	30	30
31	1	31	31	31	31	31
32	1	32	32	32	32	32
33	1	33	33	33	33	33
34	1	34	34	34	34	34
35	1	35	35	35	35	35
36	1	36	36	36	36	36
37	1	37	37	37	37	37
38	1	38	38	38	38	38
39	1	39	39	39	39	39
40	0.4	40	311	40	58	68
41	1	41	41	41	41	41
42	0.8	42	42	42	42	388
43	1	43	43	43	43	43
44	1	44	44	44	44	44
45	1	45	45	45	45	45
46	1	46	46	46	46	46
47	1	47	47	47	47	47
48	0.8	48	48	48	48	370
49	1	49	49	49	49	49
50	1	50	50	50	50	50
51	1	51	51	51	51	51
52	0.8	52	52	52	71	52
53	1	53	53	53	53	53
54	1	54	54	54	54	54
55	1	55	55	55	55	55
56	1	56	56	56	56	56
57	1	57	57	57	57	57
58	1	58	58	58	58	58
59	1	59	59	59	59	59
60	1	60	60	60	60	60
61	1	61	61	61	61	61
62	1	62	62	62	62	62
63	1	63	63	63	63	63
64	1	64	64	64	64	64
65	1	65	65	65	65	65
66	1	66	66	66	66	66

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
67	1	67	67	67	67	67
68	1	68	68	68	68	68
69	1	69	69	69	69	69
70	1	70	70	70	70	70
71	1	71	71	71	71	71
72	1	72	72	72	72	72
73	1	73	73	73	73	73
74	1	74	74	74	74	74
75	1	75	75	75	75	75
76	1	76	76	76	76	76
77	1	77	77	77	77	77
78	1	78	78	78	78	78
79	1	79	79	79	79	79
80	1	80	80	80	80	80
81	1	81	81	81	81	81
82	1	82	82	82	82	82
83	1	83	83	83	83	83
84	1	84	84	84	84	84
85	1	85	85	85	85	85
86	1	86	86	86	86	86
87	1	87	87	87	87	87
88	1	88	88	88	88	88
89	1	89	89	89	89	89
90	1	90	90	90	90	90
91	1	91	91	91	91	91
92	1	92	92	92	92	92
93	1	93	93	93	93	93
94	1	94	94	94	94	94
95	1	95	95	95	95	95
96	1	96	96	96	96	96
97	1	97	97	97	97	97
98	1	98	98	98	98	98
99	1	99	99	99	99	99
100	1	100	100	100	100	100
101	1	101	101	101	101	101
102	1	102	102	102	102	102
103	0.8	103	103	103	103	102
104	1	104	104	104	104	104
105	1	105	105	105	105	105
106	1	106	106	106	106	106
107	1	107	107	107	107	107
108	1	108	108	108	108	108
109	1	109	109	109	109	109
110	1	110	110	110	110	110
111	1	111	111	111	111	111
112	1	112	112	112	112	112
113	1	113	113	113	113	113
114	1	114	114	114	114	114
115	1	115	115	115	115	115
116	1	116	116	116	116	116
117	1	117	117	117	117	117
118	1	118	118	118	118	118
119	1	119	119	119	119	119
120	1	120	120	120	120	120
121	1	121	121	121	121	121
122	1	122	122	122	122	122
123	1	123	123	123	123	123
124	1	124	124	124	124	124
125	1	125	125	125	125	125
126	1	126	126	126	126	126
127	1	127	127	127	127	127
128	1	128	128	128	128	128
129	1	129	129	129	129	129
130	1	130	130	130	130	130
131	1	131	131	131	131	131
132	1	132	132	132	132	132
133	1	133	133	133	133	133
134	1	134	134	134	134	134

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
135	1	135	135	135	135	135
136	1	136	136	136	136	136
137	1	137	137	137	137	137
138	1	138	138	138	138	138
139	1	139	139	139	139	139
140	1	140	140	140	140	140
141	1	141	141	141	141	141
142	1	142	142	142	142	142
143	1	143	143	143	143	143
144	1	144	144	144	144	144
145	1	145	145	145	145	145
146	1	146	146	146	146	146
147	1	147	147	147	147	147
148	1	148	148	148	148	148
149	1	149	149	149	149	149
150	1	150	150	150	150	150
151	1	151	151	151	151	151
152	1	152	152	152	152	152
153	1	153	153	153	153	153
154	1	154	154	154	154	154
155	1	155	155	155	155	155
156	1	156	156	156	156	156
157	1	157	157	157	157	157
158	0.8	163	158	158	158	158
159	1	159	159	159	159	159
160	1	160	160	160	160	160
161	1	161	161	161	161	161
162	1	162	162	162	162	162
163	1	163	163	163	163	163
164	1	164	164	164	164	164
165	1	165	165	165	165	165
166	1	166	166	166	166	166
167	1	167	167	167	167	167
168	1	168	168	168	168	168
169	1	169	169	169	169	169
170	1	170	170	170	170	170
171	1	171	171	171	171	171
172	1	172	172	172	172	172
173	1	173	173	173	173	173
174	1	174	174	174	174	174
175	1	175	175	175	175	175
176	1	176	176	176	176	176
177	1	177	177	177	177	177
178	1	178	178	178	178	178
179	1	179	179	179	179	179
180	1	180	180	180	180	180
181	1	181	181	181	181	181
182	1	182	182	182	182	182
183	1	183	183	183	183	183
184	1	184	184	184	184	184
185	1	185	185	185	185	185
186	1	186	186	186	186	186
187	1	187	187	187	187	187
188	1	188	188	188	188	188
189	1	189	189	189	189	189
190	1	190	190	190	190	190
191	1	191	191	191	191	191
192	0.8	192	192	192	197	192
193	1	193	193	193	193	193
194	1	194	194	194	194	194
195	1	195	195	195	195	195
196	1	196	196	196	196	196
197	1	197	197	197	197	197
198	1	198	198	198	198	198
199	1	199	199	199	199	199
200	1	200	200	200	200	200
201	1	201	201	201	201	201

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
202	1	202	202	202	202	202
203	1	203	203	203	203	203
204	1	204	204	204	204	204
205	1	205	205	205	205	205
206	1	206	206	206	206	206
207	1	207	207	207	207	207
208	1	208	208	208	208	208
209	0.8	209	272	209	209	209
210	1	210	210	210	210	210
211	1	211	211	211	211	211
212	1	212	212	212	212	212
213	1	213	213	213	213	213
214	1	214	214	214	214	214
215	1	215	215	215	215	215
216	1	216	216	216	216	216
217	1	217	217	217	217	217
218	1	218	218	218	218	218
219	1	219	219	219	219	219
220	1	220	220	220	220	220
221	1	221	221	221	221	221
222	1	222	222	222	222	222
223	1	223	223	223	223	223
224	1	224	224	224	224	224
225	1	225	225	225	225	225
226	1	226	226	226	226	226
227	1	227	227	227	227	227
228	1	228	228	228	228	228
229	0.8	229	229	183	229	229
230	1	230	230	230	230	230
231	1	231	231	231	231	231
232	1	232	232	232	232	232
233	1	233	233	233	233	233
234	1	234	234	234	234	234
235	1	235	235	235	235	235
236	1	236	236	236	236	236
237	1	237	237	237	237	237
238	1	238	238	238	238	238
239	1	239	239	239	239	239
240	1	240	240	240	240	240
241	1	241	241	241	241	241
242	1	242	242	242	242	242
243	1	243	243	243	243	243
244	1	244	244	244	244	244
245	1	245	245	245	245	245
246	1	246	246	246	246	246
247	1	247	247	247	247	247
248	1	248	248	248	248	248
249	1	249	249	249	249	249
250	1	250	250	250	250	250
251	1	251	251	251	251	251
252	1	252	252	252	252	252
253	1	253	253	253	253	253
254	1	254	254	254	254	254
255	1	255	255	255	255	255
256	1	256	256	256	256	256
257	1	257	257	257	257	257
258	1	258	258	258	258	258
259	1	259	259	259	259	259
260	1	260	260	260	260	260
261	1	261	261	261	261	261
262	1	262	262	262	262	262
263	1	263	263	263	263	263
264	1	264	264	264	264	264
265	1	265	265	265	265	265
266	1	266	266	266	266	266
267	1	267	267	267	267	267
268	1	268	268	268	268	268
269	1	269	269	269	269	269

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
270	1	270	270	270	270	270
271	1	271	271	271	271	271
272	1	272	272	272	272	272
273	1	273	273	273	273	273
274	1	274	274	274	274	274
275	1	275	275	275	275	275
276	1	276	276	276	276	276
277	1	277	277	277	277	277
278	1	278	278	278	278	278
279	1	279	279	279	279	279
280	1	280	280	280	280	280
281	1	281	281	281	281	281
282	1	282	282	282	282	282
283	1	283	283	283	283	283
284	1	284	284	284	284	284
285	1	285	285	285	285	285
286	1	286	286	286	286	286
287	1	287	287	287	287	287
288	1	288	288	288	288	288
289	1	289	289	289	289	289
290	1	290	290	290	290	290
291	1	291	291	291	291	291
292	1	292	292	292	292	292
293	1	293	293	293	293	293
294	1	294	294	294	294	294
295	1	295	295	295	295	295
296	1	296	296	296	296	296
297	1	297	297	297	297	297
298	1	298	298	298	298	298
299	1	299	299	299	299	299
300	1	300	300	300	300	300
301	1	301	301	301	301	301
302	1	302	302	302	302	302
303	1	303	303	303	303	303
304	1	304	304	304	304	304
305	0.8	305	305	305	305	134
306	1	306	306	306	306	306
307	1	307	307	307	307	307
308	1	308	308	308	308	308
309	1	309	309	309	309	309
310	1	310	310	310	310	310
311	1	311	311	311	311	311
312	1	312	312	312	312	312
313	0.8	313	313	313	313	322
314	0.8	314	386	314	314	314
315	1	315	315	315	315	315
316	1	316	316	316	316	316
317	1	317	317	317	317	317
318	1	318	318	318	318	318
319	1	319	319	319	319	319
320	1	320	320	320	320	320
321	1	321	321	321	321	321
322	1	322	322	322	322	322
323	1	323	323	323	323	323
324	1	324	324	324	324	324
325	1	325	325	325	325	325
326	1	326	326	326	326	326
327	1	327	327	327	327	327
328	1	328	328	328	328	328
329	1	329	329	329	329	329
330	1	330	330	330	330	330
331	1	331	331	331	331	331
332	1	332	332	332	332	332
333	1	333	333	333	333	333
334	1	334	334	334	334	334
335	1	335	335	335	335	335
336	1	336	336	336	336	336
337	0.8	337	337	337	337	19

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
338	1	338	338	338	338	338
339	0.8	339	20	339	339	339
340	1	340	340	340	340	340
341	1	341	341	341	341	341
342	1	342	342	342	342	342
343	0.6	343	343	326	343	288
344	1	344	344	344	344	344
345	1	345	345	345	345	345
346	1	346	346	346	346	346
347	1	347	347	347	347	347
348	1	348	348	348	348	348
349	1	349	349	349	349	349
350	1	350	350	350	350	350
351	1	351	351	351	351	351
352	1	352	352	352	352	352
353	1	353	353	353	353	353
354	1	354	354	354	354	354
355	1	355	355	355	355	355
356	1	356	356	356	356	356
357	1	357	357	357	357	357
358	1	358	358	358	358	358
359	1	359	359	359	359	359
360	1	360	360	360	360	360
361	0.6	361	361	182	182	361
362	1	362	362	362	362	362
363	1	363	363	363	363	363
364	0.8	19	364	364	364	364
365	1	365	365	365	365	365
366	1	366	366	366	366	366
367	1	367	367	367	367	367
368	1	368	368	368	368	368
369	1	369	369	369	369	369
370	1	370	370	370	370	370
371	1	371	371	371	371	371
372	1	372	372	372	372	372
373	1	373	373	373	373	373
374	1	374	374	374	374	374
375	1	375	375	375	375	375
376	1	376	376	376	376	376
377	1	377	377	377	377	377
378	1	378	378	378	378	378
379	1	379	379	379	379	379
380	1	380	380	380	380	380
381	1	381	381	381	381	381
382	0.4	16	382	79	353	382
383	1	383	383	383	383	383
384	1	384	384	384	384	384
385	1	385	385	385	385	385
386	1	386	386	386	386	386
387	1	387	387	387	387	387
388	1	388	388	388	388	388
389	1	389	389	389	389	389
390	1	390	390	390	390	390
391	1	391	391	391	391	391
392	1	392	392	392	392	392
393	1	393	393	393	393	393
394	1	394	394	394	394	394
395	1	395	395	395	395	395
396	1	396	396	396	396	396
397	0.8	397	397	397	397	45
398	1	398	398	398	398	398
399	1	399	399	399	399	399
400	1	400	400	400	400	400

2.7. Gaussian Karışım Modelleri Ve Konuşma Tanımda Kullanımı

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde bir test örneğine karşılık önceden hesaplanmış toplam $400 \times 15 = 6000$ GMM modeli kullanılmıştır. GMM model parametreleri 400 epok için ve 12 Gaussian model için çözülmüştür. Test sırasında bir test kelimesinin tanınması için gerekli süre eğitim için kullanılan epok sayısından ve Gaussian model sayısından doğrudan etkilenir. Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde bir tanıma süreci Matlab platformunda normal dağılıma göre %95 olasılıkla (11.945 18.309) sn. arasında değişmektedir.

2.7.1. GMM Tabanlı Konuşma Tanımda Elde Edilen Sonuçların Yorumlanması

Bu bölümde gerçekleştirilen testlerde kullanılan 400 kelimeye ait 5'er tekrardan oluşan 2000 test verisinden 1642 tanesi doğru tanınmıştır; dolayısıyla konuşma tanıma başarısı %82.10'dur. Bu başarı oranı ilgili bilimsel literatüre göre kullanılan kelime ve model sayısının büyüklüğü göz önüne alındığında kabul edilebilir düzeydedir. Kelimelerin %50.50'si %100 başarı ile tanınmıştır. %23.50'si %80, %15.50'si %60, %8'i %0.40, %1.50'si %20 doğrulukla tanınmıştır. Sadece tüm test verilerininin %1'i tanınmamıştır.

GMM tabanlı konuşma tanıma testlerinde elde edilen sonuçlar Tablo 4 ve Ek-3 Tablo 18'de verilmiştir. Kelime bazında tanıma oranları ve diğer istatistikler için Tablo 4 kullanılabilir. Ek-3 Tablo 18 kod-kitabı karşılığı olarak tanıma performansının incelenmesi için verilmiştir.

Tablo 4: GMM tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (indislere göre)

Kod-Kitapı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
1	1.00	1	1	1	1	1
2	1.00	2	2	2	2	2
3	1.00	3	3	3	3	3
4	1.00	4	4	4	4	4
5	0.60	188	5	5	85	5
6	1.00	6	6	6	6	6
7	0.80	7	7	7	7	48
8	0.80	8	8	44	8	8
9	1.00	9	9	9	9	9
10	0.60	10	10	10	89	77
11	1.00	11	11	11	11	11
12	0.80	12	12	12	112	12
13	0.60	13	23	13	177	13
14	0.80	190	14	14	14	14
15	1.00	15	15	15	15	15
16	1.00	16	16	16	16	16
17	0.80	17	17	69	17	17
18	1.00	18	18	18	18	18
19	1.00	19	19	19	19	19
20	0.80	20	20	20	20	83
21	1.00	21	21	21	21	21
22	1.00	22	22	22	22	22
23	0.80	23	194	23	23	23
24	0.80	24	24	24	24	118
25	0.80	105	25	25	25	25
26	0.60	180	183	26	26	26
27	0.60	187	178	27	27	27
28	1.00	28	28	28	28	28
29	1.00	29	29	29	29	29
30	0.80	30	30	30	10	30
31	0.60	67	31	145	31	31
32	0.60	32	142	32	177	32
33	0.40	50	33	104	33	48
34	0.60	34	161	87	34	34
35	1.00	35	35	35	35	35
36	1.00	36	36	36	36	36
37	1.00	37	37	37	37	37
38	1.00	38	38	38	38	38
39	0.80	39	60	39	39	39
40	0.60	40	193	187	40	40
41	0.80	41	48	41	41	41
42	1.00	42	42	42	42	42
43	0.40	177	112	112	43	43
44	0.40	47	9	44	12	44
45	1.00	45	45	45	45	45
46	0.80	46	46	46	46	132
47	1.00	47	47	47	47	47
48	1.00	48	48	48	48	48
49	1.00	49	49	49	49	49
50	0.80	43	50	50	50	50
51	0.60	51	51	51	33	97
52	0.80	173	52	52	52	52
53	1.00	53	53	53	53	53
54	1.00	54	54	54	54	54
55	0.80	55	55	55	55	6
56	1.00	56	56	56	56	56
57	1.00	57	57	57	57	57
58	1.00	58	58	58	58	58
59	1.00	59	59	59	59	59
60	0.60	60	60	60	178	190
61	1.00	61	61	61	61	61
62	1.00	62	62	62	62	62
63	1.00	63	63	63	63	63
64	0.80	64	85	64	64	64
65	1.00	65	65	65	65	65
66	0.40	25	72	66	50	66

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
67	0.60	67	67	10	61	67
68	1.00	68	68	68	68	68
69	0.80	69	69	69	69	10
70	0.20	140	69	70	11	77
71	1.00	71	71	71	71	71
72	0.80	72	3	72	72	72
73	1.00	73	73	73	73	73
74	1.00	74	74	74	74	74
75	1.00	75	75	75	75	75
76	0.60	76	76	3	81	76
77	1.00	77	77	77	77	77
78	1.00	78	78	78	78	78
79	0.60	24	79	24	79	79
80	0.60	80	187	75	80	80
81	0.20	83	81	85	11	183
82	0.40	82	82	48	28	60
83	1.00	83	83	83	83	83
84	0.80	84	84	84	22	84
85	1.00	85	85	85	85	85
86	0.40	155	10	177	86	86
87	1.00	87	87	87	87	87
88	0.80	88	88	112	88	88
89	0.60	89	31	89	89	169
90	0.80	90	90	90	90	86
91	0.80	91	91	5	91	91
92	0.40	67	92	69	17	92
93	0.60	93	93	169	28	93
94	0.40	94	23	94	141	66
95	0.40	94	5	149	95	95
96	0.80	112	96	96	96	96
97	0.80	97	97	172	97	97
98	0.80	98	83	98	98	98
99	1.00	99	99	99	99	99
100	1.00	100	100	100	100	100
101	1.00	101	101	101	101	101
102	0.80	102	102	10	102	102
103	1.00	103	103	103	103	103
104	1.00	104	104	104	104	104
105	1.00	105	105	105	105	105
106	0.80	106	106	106	106	119
107	1.00	107	107	107	107	107
108	1.00	108	108	108	108	108
109	0.60	109	73	49	109	109
110	0.80	110	110	130	110	110
111	1.00	111	111	111	111	111
112	1.00	112	112	112	112	112
113	1.00	113	113	113	113	113
114	1.00	114	114	114	114	114
115	0.60	115	11	11	115	115
116	0.80	116	116	153	116	116
117	1.00	117	117	117	117	117
118	0.60	118	118	126	67	118
119	1.00	119	119	119	119	119
120	0.80	120	120	120	120	129
121	1.00	121	121	121	121	121
122	1.00	122	122	122	122	122
123	0.80	123	123	123	79	123
124	1.00	124	124	124	124	124
125	1.00	125	125	125	125	125
126	0.80	118	126	126	126	126
127	0.60	127	19	127	104	127
128	0.40	128	122	128	122	122
129	0.80	129	148	129	129	129
130	0.20	122	122	33	130	105
131	1.00	131	131	131	131	131
132	0.80	132	111	132	132	132
133	0.00	13	13	122	13	132
134	1.00	134	134	134	134	134

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
135	0.80	135	127	135	135	135
136	1.00	136	136	136	136	136
137	1.00	137	137	137	137	137
138	0.80	138	138	138	72	138
139	1.00	139	139	139	139	139
140	0.60	140	140	92	140	74
141	0.80	141	141	141	141	184
142	0.80	104	142	142	142	142
143	0.60	143	149	143	31	143
144	1.00	144	144	144	144	144
145	0.40	183	13	72	145	145
146	0.80	146	146	146	146	145
147	0.40	147	130	147	148	143
148	1.00	148	148	148	148	148
149	0.80	149	149	149	23	149
150	1.00	150	150	150	150	150
151	1.00	151	151	151	151	151
152	0.00	175	130	162	188	5
153	0.40	153	153	138	41	41
154	0.40	31	154	146	154	149
155	1.00	155	155	155	155	155
156	0.60	105	156	156	80	156
157	1.00	157	157	157	157	157
158	1.00	158	158	158	158	158
159	0.60	159	127	158	159	159
160	1.00	160	160	160	160	160
161	0.80	161	161	161	161	187
162	0.40	162	162	32	51	188
163	1.00	163	163	163	163	163
164	1.00	164	164	164	164	164
165	1.00	165	165	165	165	165
166	1.00	166	166	166	166	166
167	0.60	176	167	167	167	5
168	1.00	168	168	168	168	168
169	1.00	169	169	169	169	169
170	1.00	170	170	170	170	170
171	0.60	171	171	171	189	31
172	1.00	172	172	172	172	172
173	1.00	173	173	173	173	173
174	1.00	174	174	174	174	174
175	0.60	175	175	175	112	112
176	0.80	109	176	176	176	176
177	1.00	177	177	177	177	177
178	0.80	178	178	42	178	178
179	1.00	179	179	179	179	179
180	1.00	180	180	180	180	180
181	1.00	181	181	181	181	181
182	0.80	182	182	182	86	182
183	1.00	183	183	183	183	183
184	0.80	184	184	184	184	169
185	1.00	185	185	185	185	185
186	1.00	186	186	186	186	186
187	1.00	187	187	187	187	187
188	0.40	5	99	188	175	188
189	1.00	189	189	189	189	189
190	1.00	190	190	190	190	190
191	1.00	191	191	191	191	191
192	0.80	192	192	13	192	192
193	0.60	193	193	149	193	173
194	0.60	194	194	31	194	32
195	0.60	195	83	195	116	195
196	1.00	196	196	196	196	196
197	1.00	197	197	197	197	197
198	1.00	198	198	198	198	198
199	1.00	199	199	199	199	199
200	1.00	200	200	200	200	200
201	1.00	201	201	201	201	201
202	1.00	202	202	202	202	202

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
203	1.00	203	203	203	203	203
204	1.00	204	204	204	204	204
205	0.60	66	205	205	185	205
206	1.00	206	206	206	206	206
207	0.80	207	207	207	207	284
208	0.80	208	208	176	208	208
209	1.00	209	209	209	209	209
210	0.60	210	210	210	191	47
211	1.00	211	211	211	211	211
212	0.80	212	212	212	12	212
213	0.60	213	121	213	121	213
214	0.80	343	214	214	214	214
215	1.00	215	215	215	215	215
216	1.00	216	216	216	216	216
217	0.80	217	217	216	217	217
218	1.00	218	218	218	218	218
219	1.00	219	219	219	219	219
220	0.80	220	220	220	220	23
221	1.00	221	221	221	221	221
222	1.00	222	222	222	222	222
223	0.80	223	343	223	223	223
224	0.80	224	224	224	224	118
225	0.80	105	225	225	225	225
226	0.60	269	238	226	226	226
227	0.60	127	78	227	227	227
228	1.00	228	228	228	228	228
229	1.00	229	229	229	229	229
230	0.80	230	230	230	315	230
231	0.60	69	231	324	231	231
232	0.60	232	365	232	281	232
233	0.40	162	233	4	233	148
234	0.60	234	64	284	234	234
235	1.00	235	235	235	235	235
236	1.00	236	236	236	236	236
237	1.00	237	237	237	237	237
238	1.00	238	238	238	238	238
239	0.80	239	122	239	239	239
240	0.60	240	123	112	240	240
241	0.80	241	240	241	241	241
242	1.00	242	242	242	242	242
243	0.40	117	117	117	243	243
244	0.40	142	117	244	12	244
245	1.00	245	245	245	245	245
246	0.80	246	246	246	246	276
247	1.00	247	247	247	247	247
248	1.00	248	248	248	248	248
249	1.00	249	249	249	249	249
250	0.80	343	250	250	250	250
251	0.60	251	251	251	125	297
252	0.80	272	252	252	252	252
253	1.00	253	253	253	253	253
254	1.00	254	254	254	254	254
255	0.80	255	255	255	255	63
256	1.00	256	256	256	256	256
257	1.00	257	257	257	257	257
258	1.00	258	258	258	258	258
259	1.00	259	259	259	259	259
260	0.60	260	260	260	217	109
261	1.00	261	261	261	261	261
262	1.00	262	262	262	262	262
263	1.00	263	263	263	263	263
264	0.80	264	288	264	264	264
265	1.00	265	265	265	265	265
266	0.40	265	72	266	265	266
267	0.60	267	267	217	365	267
268	1.00	268	268	268	268	268
269	0.80	269	269	269	269	124
270	0.20	252	269	270	269	174

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
271	1.00	271	271	271	271	271
272	0.80	272	3	272	272	272
273	1.00	273	273	273	273	273
274	1.00	274	274	274	274	274
275	1.00	275	275	275	275	275
276	0.60	276	276	3	81	276
277	1.00	277	277	277	277	277
278	1.00	278	278	278	278	278
279	0.60	24	279	24	279	279
280	0.60	280	187	75	280	280
281	0.20	83	281	85	11	183
282	0.40	282	282	48	28	60
283	1.00	283	283	283	283	283
284	0.80	284	284	284	22	284
285	1.00	285	285	285	285	285
286	0.40	155	10	177	286	286
287	1.00	287	287	287	287	287
288	0.80	288	288	112	288	288
289	0.60	289	31	289	289	169
290	0.80	290	290	290	290	86
291	0.80	291	291	5	291	291
292	0.40	267	292	69	17	292
293	0.60	293	293	169	28	293
294	0.40	294	23	294	141	66
295	0.40	94	5	149	295	295
296	0.80	112	296	296	296	296
297	0.80	297	297	172	297	297
298	0.80	298	83	298	298	298
299	1.00	299	299	299	299	299
300	1.00	300	300	300	300	300
301	1.00	301	301	301	301	301
302	0.80	302	302	10	302	302
303	1.00	303	303	303	303	303
304	1.00	304	304	304	304	304
305	1.00	305	305	305	305	305
306	0.80	306	306	306	306	119
307	1.00	307	307	307	307	307
308	1.00	308	308	308	308	308
309	0.60	309	73	49	309	309
310	0.80	310	310	130	310	310
311	1.00	311	311	311	311	311
312	1.00	312	312	312	312	312
313	1.00	313	313	313	313	313
314	1.00	314	314	314	314	314
315	0.60	315	11	11	315	315
316	0.80	316	316	153	316	316
317	1.00	317	317	317	317	317
318	0.60	318	318	126	67	318
319	1.00	319	319	319	319	319
320	0.80	320	320	320	320	129
321	1.00	321	321	321	321	321
322	1.00	322	322	322	322	322
323	0.80	323	323	323	79	323
324	1.00	324	324	324	324	324
325	1.00	325	325	325	325	325
326	0.80	118	326	326	326	326
327	0.60	327	19	327	104	327
328	0.40	328	122	328	122	122
329	0.80	329	148	329	329	329
330	0.20	122	122	33	330	105
331	1.00	331	331	331	331	331
332	0.80	332	111	332	332	332
333	0.00	13	13	122	13	332
334	1.00	334	334	334	334	334
335	0.80	335	127	335	335	335
336	1.00	336	336	336	336	336
337	1.00	337	337	337	337	337
338	0.80	338	338	338	72	338

Kod-Kitabı Kelime No#	Skor/100	Testler (# kelime tekrarı için)				
		#1	#2	#3	#4	#5
339	1.00	339	339	339	339	339
340	0.60	340	340	92	340	74
341	0.80	341	341	341	341	184
342	0.80	104	342	342	342	342
343	0.60	343	149	343	31	343
344	1.00	344	344	344	344	344
345	0.40	183	13	72	345	345
346	0.80	346	346	346	346	145
347	0.40	347	130	347	148	143
348	1.00	348	348	348	348	348
349	0.80	349	349	349	23	349
350	1.00	350	350	350	350	350
351	1.00	351	351	351	351	351
352	0.00	175	130	162	188	5
353	0.40	353	353	138	41	41
354	0.40	31	354	146	354	149
355	1.00	355	355	355	355	355
356	0.60	105	356	356	80	356
357	1.00	357	357	357	357	357
358	1.00	358	358	358	358	358
359	0.60	359	127	158	359	359
360	1.00	360	360	360	360	360
361	0.80	361	361	361	361	187
362	0.40	362	362	32	51	188
363	1.00	363	363	363	363	363
364	1.00	364	364	364	364	364
365	1.00	365	365	365	365	365
366	1.00	366	366	366	366	366
367	0.60	176	367	367	367	5
368	1.00	368	368	368	368	368
369	1.00	369	369	369	369	369
370	1.00	370	370	370	370	370
371	0.60	371	371	371	189	31
372	1.00	372	372	372	372	372
373	1.00	373	373	373	373	373
374	1.00	374	374	374	374	374
375	0.60	375	375	375	112	112
376	0.80	109	376	376	376	376
377	1.00	377	377	377	377	377
378	0.80	378	378	42	378	378
379	1.00	379	379	379	379	379
380	1.00	380	380	380	380	380
381	1.00	381	381	381	381	381
382	0.80	382	382	382	86	382
383	1.00	383	383	383	383	383
384	0.80	384	384	384	384	169
385	1.00	385	385	385	385	385
386	1.00	386	386	386	386	386
387	1.00	387	387	387	387	387
388	0.40	5	99	388	175	388
389	1.00	389	389	389	389	389
390	1.00	390	390	390	390	390
391	1.00	391	391	391	391	391
392	0.80	392	392	13	392	392
393	0.60	393	393	393	393	173
394	0.60	394	394	31	394	32
395	0.60	395	83	395	116	395
396	1.00	396	396	396	396	396
397	1.00	397	397	397	397	397
398	1.00	398	398	398	398	398
399	1.00	399	399	399	399	399
400	1.00	400	400	400	400	400

3. BÖLÜM

3.1. Konuşma Tanımda Evrimsel Algoritmaların Kullanımı

Evrimsel Algoritmalar (EA) kısıtlı veya kısıtsız, diferansiyeli alınamayan, ayrıştırılabilen, tek veya çok-çözümlü veya gürültülü sayısal optimizasyon problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılmaktadır. Evrimsel algoritmalar temelde Eşitlik 24’de tanımlanan ve klasik optimizasyon algoritmalarına benzer bir sistem modeli kullanır;

$$x_{i+1} = x_i + s \cdot \delta x \quad (24)$$

Burada s ölçek faktörüdür. δx arama doğrultusunu göstermektedir. Uygulamada s değerinin üretilmesinde istatistiksel dağılımlardan birisine dayalı herhangi bir yakıştırma rassal sayı üretici kullanılmaktadır. δx arama doğrultusunu Eşitlik 25 ile modellenir;

$$\delta x = (x_j - x_i) \mid x = \langle x_{1,2,3,\dots,j,\dots,D} \rangle \quad (25)$$

Bu durumda reel değerli $f(\mathbf{x}) = \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}$ probleminin çözümünde kullanılan için bir çok evrimsel algoritmanın temel sistem denklemi Eşitlik 26 ile tanımlanabilir;

$$x_{i+1} = x_i + s \cdot (x_j - x_i) \quad (26)$$

Burada $(x_j - x_i)$ değerlerinden hangilerinin x_{i+1} üretiminde katkı sağlayacağı evrimsel algoritmalarda farklı yöntemlerle yönetilmektedir. Evrimsel Algoritmalar arasındaki temel farklılıklardan biriside x_j seçiminde gözlemlenir. Genellikle, x_j sürüden rassal bir çözümü seçme, seçkin bir çözümü kullanma, seçkin çözümler arasından rassal seçim veya istatistiksel en olası olanları arasından seçim gibi bir yöntemle belirlenir. Evrimsel Algoritmaların sistem denklemleri genellikle benzerlikler gösterse de ilgili

algoritmaların çözüm geliřtirmede bu denklemleri kullanım yaklařımları aranana sonuca yakınsama bařarılarını önemli ölçüde etkiler. Sonuç elde etmede eldeki çözümler arasından açgözlü seçim kuralına uygun olarak en verimli çözümleri tercih etmek genel bir yaklařımdır.

3.1.1. Geri İzleme Algoritması (Backtracking Search Algorithm)

Geri İzleme Algoritması (BSA) Çiviciođlu tarafından geliřtirilmiřtir [156]. BSA kısa süreli hafıza yapısına sahip sürü tabanlı bijektif bir arama algoritmasıdır. BSA sınırlı veya sınırsız arama yapabilir. Ayrıca kısıtlı veya kısıtsız reel deđerli sayısal problemleri çözebilir. BSA'nın tam-deđerli optimizasyon problemlerine uyarlanması da görece çok kolaydır. BSA sürüsü \mathbf{P} pattern matrisi ile gösterilir. $\mathbf{P} = \{p_i \mid i = 1:n\}$ cümlesi ile tanımlanır ve $\mathbf{P} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_n]^T$ matrisi ile ifade edilebilir. Burada $p_{i=1:n}$ rassal çözümlerden oluşan patternlerdir. $p_{i=1:n, j=1:d} = \langle x_{i,j} \rangle$ ifadesiyle tanımlanmaktadır ve $x_{i,j}$ i . patterne ait j . parametreyi göstermektedir. \mathbf{P}_0 için $\mathbf{P}_0 = \{p_{i,j} \mid p_{i,j} \sim \mathbf{U}(Alt_j, Üst_j)\}$ tanımı yapılmıřtır. Alt_j ve $Üst_j$ $p_{i,j}$ için tanımlanan alt ve üst arama uzayı sınır deđerleridir. p_i deđerlerine ait uygunluk deđerleri, $f(\cdot)$ amaç fonksiyonunu göstermek üzere, $\mathbf{f}_i = f(p_i)$ ile ifade edilmektedir. BSA \mathbf{P}_0 için $p_{i,j}$ deđerlerini rasgele üretmek için Mersenne Twister eş-dađılımlı yakıřtırma rassal sayı üreticini kullanmaktadır. Mersenne Twister $2^{19937} - 1$ periyod deđerine sahiptir. Standard BSA MT19937 Mersenne Twister yakıřtırma rassal sayı üreticini kullanmaktadır. Bu üretici diđer birçok yakıřtırma rassal sayı üretici gibi belirli bir gözlem büyüklüğü için davranıřı tahmin edilebilir olduđundan kriptografik uygulamalarda kullanıma uygun deđildir; MT19937, 624 ardıřık gözlemlerle modellenenmektedir. Fakat aşırı uzun periyoda sahip olması optimizasyon problemlerinin çözümünde gerekli ölçekleme faktörünün çok geniř bir nümerik aralıkta üretilmesine olanak sağlamaktadır. Bu durum evrimsel algoritmaların performansları üzerinde yakıřtırma rassal sayı üreticilerinin belirgin bir etkisi olduđundan çok önemli bir avantajdır.

BSA yapısal olarak kurulum (initialization), doğrultu matrisini seçme (selection-I), aday çözüm üretimi (mutasyon ve çaprazlama) ve sürü güncelleme (selection II) aşamaları içermektedir.

Kurulum süreci amaç fonksiyonunun (yani f 'in) tanımlanması $\mathbf{P}_0 = \{p_{i,j} \mid p_{i,j} \sim \mathbf{U}(Alt_j, Üst_j)\}$ ve $\mathbf{f}_i = f(p_i)$ süreçlerinin tamamlanmasından ibarettir.

BSA diğer evrimsel arama algoritmaları gibi iteratif bir arama algoritmasıdır. İteratif arama süreci aday çözüm üretiminde bir sistem denklemi kullanımını gerektirebilir. BSA'da aday çözüm üretimi $\mathbf{P}^* = \mathbf{P} + F \cdot \mathbf{M} \circ (\mathbf{H} - \mathbf{P})$ sistem denklemi ile ifade edilmektedir. Burada \mathbf{P} pattern matrisini göstermektedir $\mathbf{H}_0 = \{h_{i,j} \mid h_{i,j} \sim \mathbf{U}(Alt_j, Üst_j)\}$ olmak üzere $\mathbf{H} := \{\mathbf{P} \mid a < b \mid a, b \sim \mathbf{U}(0,1)\}$ ile güncellenmektedir. \mathbf{H} ancak rassal bir süreçle güncellendiğinden BSA kısa süreli bir hafıza yapısı ile eski jenerasyonlardan birisine ait \mathbf{P} pattern matrisini \mathbf{H} olarak hatırlamaya devam eder. Dolayısıyla BSA kısa süreli hafıza yapısına sahiptir. Her iterasyonun başlangıcında \mathbf{H} güncellemesi sınılandıktan sonra $\mathbf{H} := saçılmış(\mathbf{H} = \{\mathbf{h}_{\{1:n\}}\})$ elde edilir. $saçılmış(\cdot)$ fonksiyonu $\{1:n\}$ küme elemanlarının konumlarının rassal yer değişimini ifade eder. Bu durum BSA'nın bijektif arama yapmasını sağlamaktadır. Bijektif arama BSA'da çok verimli arama doğrultuları üretmek için kullanılmıştır.

F 'ölçek faktörü' olarak adlandırılan reel bir sayıdır. BSA F için kullanılacak bir çok strateji önermektedir. Bu tezde $F = 3 \cdot \kappa \mid \kappa \sim \mathbf{N}(0,1)$ kullanılmıştır. \mathbf{M} mutasyon sürecini kontrol eden binary bir matristir. $\mathbf{dx} = (\mathbf{H} - \mathbf{P})$ rassal çaprazlama süreci olarak ifade edilebilecek arama doğrultusu vektörleri üretimi sürecini göstermektedir. Bu durumda $\mathbf{P}^* = \mathbf{P} + F \cdot \mathbf{M} \circ \mathbf{dx}$ ve $\mathbf{P}^* = \mathbf{P} + \mathbf{M} \circ \mathbf{DX}$ olarak ifade edilebilir. Dolayısıyla aday pattern matrisi \mathbf{P}^* elde bulunan \mathbf{P} pattern matrisinin \mathbf{M} mutasyon sürecini kontrol matrisinin yapısına göre şekillenmektedir. BSA'da bu süreç şekil değiştirme (veya morphogenesis) olarak adlandırılır. Sistem denkleminde yer alan (\cdot) standart çarpım ve (\circ) hadamart çarpım operatörüdür. BSA \mathbf{M} mutasyon sürecini kontrol matrisinin üretiminde özgün bir yapı kullanır. BSA sınırlı veya sınırsız arama yapabilir;

arama süreci Alt_j ve $Üst_j$ sınırlar arasında kalacak şekilde kurgulanabilir veya bu sınırlar başlangıçta kullanılabilir veya hiç kullanılmayabilir. Sınırlı arama yapılacak ise, BSA sınır değerleri aşan parametreleri rassal olarak $[Alt_j, Üst_j]$ aralığında bir değere ötelere veya doğrudan ilgili Alt_j veya $Üst_j$ değerle değiştirebilir. BSA **M** mutasyon sürecini kontrol matrisini üretirken iki farklı strateji kullanmaktadır. İlk strateji, rasgele seçilen $\lceil mixrate \cdot \kappa \cdot d \rceil$ adet parametreyi mutasyona uğratmayı sağlarken ikinci strateji her patternde sadece bir parametrenin random crossover süreci sonunda mutasyona uğramasına izin vermektedir. BSA'nın **M** için kullandığı strateji farklı tipteki problemleri çözmesinde çok etkilidir. Zira problem doğası (ayrıştırılabilirlik, katışıklık, komplekslik gibi) evrimsel algoritmaların başarısını doğrudan etkilemektedir. BSA **M** için kullandığı stratejiyle farklı doğaya sahip nümerik problemleri başarılı şekilde çözebilmektedir. BSA her iterasyonda her bir patterni ayrı ayrı geliştirir. Dolayısıyla bir pattern için işletilen aday çözüm üretme süreci diğer pattern için işletilen aday pattern geliştirilme sürecini doğrudan etkilemez. Bu nedenle BSA aday sürü üretimi açısından geri-beslemesiz (non-recursive) bir yapıdadır. Bu durum BSA'yı doğal olarak, modifiye edilmeksizin, paralel çalışabilen çok hızlı bir arama algoritması yapmaktadır.

Şekil 8' de BSA algoritmasına ait yakıştırma kod verilmiştir [156].

```

Input: ObjFun, N, D, maxcycle, mixrate, low1:D, up1:D
Output: globalminimum, globalminimizer
// rnd ~ U(0,1), rndn ~ N(0,1), w = rndint(·), rndint(·) ~ U(1,·) | w ∈ {1,2,3,...}
1 function bsa(ObjFun, N, D, maxcycle, low, up)
// INITIALIZATION
2 globalminimum = inf
3 for i form 1 to N do
4   for j form 1 to D do
5     Pi,j = rnd · (upj - lowj) + lowj // Initialization of population, P.
6     oldPi,j = rnd · (upj - lowj) + lowj // Initialization of oldP.
7   end
8   fitnessPi = ObjFun(Pi) // Initial-fitness values of P
9 end
10 for iteration form 1 to maxcycle do
// SELECTION-I
11 if (a < b | a, b ~ U(0,1)) then oldP := P end
12 oldP := permuting(oldP) // 'permuting' arbitrary changes in positions of two
individuals in oldP.
13 Generation of Trial-Population
// MUTATION
14 mutant = P + 3 · rndn · (oldP - P)
// CROSSOVER
15 map1:N,1:D = 1 // Initial-map is an N-by-D matrix of ones.
16 if (c < d | c, d ~ U(0,1)) then
17   for i form 1 to N do
18     mapi,u(1:[mixrate·rnd·D]) = 0 | u = permuting({1,2,3,...,D})
19   end
20 else
21   for i from 1 to N do, mapi,randi(D) = 0, end
22 end
// Generation of Trial Population, T
23 T := mutant
24 for i form 1 to N do
25   for j form 1 to D do
26     if mapi,j = 1 then Ti,j := Pi,j
27   end
28 end
// Boundary Control Mechanism
29 for i form 1 to N do
30   for j form 1 to D do
31     if (Ti,j < lowj) or (Ti,j > upj) then
32       Ti,j = rnd · (upj - lowj) + lowj
33     end
34   end
35 end
36 end
// SELECTION-II
37 fitnessT = ObjFnc(T)
38 for i form 1 to N do
39   if fitnessTi < fitnessPi then
40     fitnessPi := fitnessTi
41     Pi := Ti
42   end
43 end
44 fitnessPbest = min(fitnessP) | best ∈ {1,2,3,...,N}
45 if fitnessPbest < globalminimum then
46   globalminimum := fitnessPbest
47   globalminimizer := Pbest
// Export globalminimum and globalminimizer
48 end
49 end

```

Şekil 8. BSA algoritmasına ait yakıştırma kod [156]

3.1.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması

Diferansiyel Gelişim (DE) algoritması Storn ve Price [157] tarafından geliştirilmiştir. DE reel değerli sayısal en-iyileme problemlerini çözmek için basit, kolay uyarlanır ve popülasyon tabanlı stokastik bir arama yöntemidir. DE, her biri D boyutlu rassal çözüm vektörlerinden $(X_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,D})) \in \mathbb{R}^D, i = 1, \dots, N)$ oluşan bir popülasyonu bir jenerasyondan diğerine daha verimli çözümlere doğru evrilmeye zorlamaya dayanır.

Başlangıç popülasyonu ideal olarak, çözüm vektörlerine ait her bir bireyin önceden belirlenen alt ve üst limit sınırları olan x_j^u ve x_j^l arasında uniform dağılım ile rastgele dağıtılarak tüm parametre uzayını kapsayacak şekilde oluşturması ile belirlenir. Her jenerasyon G ' de, DE algoritması hedef vektörü olarak da adlandırılan her bir $X_{i,G}$ vektörü için mutasyon ve çaprazlama operatörleri kullanarak mevcut popülasyonun $U_{i,G}$ deneme vektörünü üretir.

3.1.2.1. Mutasyon Operatörü

G jenerasyonunda her hedef vektörü $X_{i,G}$ ile ilişkili bir mutasyona uğramış vektör $V_{i,G} = \{v_{1i,G}, v_{2i,G}, \dots, v_{ni,G}\}$, genellikle Tablo 8'de gösterilen 5 stratejiden birini kullanarak oluşturulur.

Tablo 5. DE tarafından önerilen stratejiler ve genel sistem eşitlikleri.

DE Stratejisi	Genel Sistem Eşitliği
DE/rand/1	$V_{i,G} = X_{r1,G} + F \cdot (X_{r2,G} - X_{r3,G})$
DE/best/1	$V_{i,G} = X_{best,G} + F \cdot (X_{r1,G} - X_{r2,G})$
DE/current to best/1	$V_{i,G} = X_{i,G} + F \cdot (X_{best,G} - X_{i,G}) + F \cdot (X_{r1,G} - X_{r2,G})$
DE/best/2	$V_{i,G} = X_{best,G} + F \cdot (X_{r1,G} - X_{r2,G}) + F \cdot (X_{r3,G} - X_{r4,G})$
DE/rand/2	$V_{i,G} = X_{r1,G} + F \cdot (X_{r2,G} - X_{r3,G}) + F \cdot (X_{r4,G} - X_{r5,G})$

Burada $r1, r2, \dots, r5$ indeksleri (1, NP) aralığında rastgele, birbirinden farklı olarak üretilen tamsayılardır ve bu indeksler mevcut deneme vektörü i 'den farklı olmalıdır. F , (0,1) aralığında diferansiyel vektörlerin ölçeklendirilmesi için bir faktör, ve $X_{best,G}$, G jenerasyonu için popülasyonda en iyi uygunluk değerine sahip vektördür.

3.1.2.2. Çaprazlama Operatörü

Mutasyon aşamasından sonra, üretilen mutant vektör $V_{i,G}$ ve buna karşılık gelen hedef vektör $X_{i,G}$ çiftlerine binominal çaprazlama işlemi uygulanarak deneme vektörü $U_{i,G} = \{u_{1i,G}, u_{2i,G}, \dots, u_{ni,G}\}$ oluşturulur ve $u_{j,i,G}$ Eşitlik 27 ile tanımlanır;

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} v_{j,i,G}, & \text{if } (rand_j [0,1] \leq CR) \text{ or } (j = j_{rand}) \\ x_{j,i,G}, & \text{diğer} \end{cases} \quad (27)$$

$j = 1, 2, \dots, n$

Burada CR, (0, 1) aralığında kullanıcı tarafından belirlenen çaprazlama sabitidir ve rand j , deneme vektörü $U_{i,G}$ ye karşılık gelen hedef vektörü $X_{i,G}$ den en az bir parametre farklı olmasını sağlamak için (1, n) aralığında rastgele seçilmiş bir tamsayıdır.

3.1.2.3. Seçim Operatörü

Yeni üretilen bir deneme vektörünün bazı parametre değerleri, üst ve alt sınırları aşarsa, arama aralığı içinde rastgele ve eş-dağılımlı (uniform) bir şekilde yeniden başlatılır. Daha sonra tüm deneme vektörlerinin uygunluk (fitness) değerleri hesaplanarak bir seçim işlemi gerçekleştirilir. Her deneme vektörü $f(U_{i,G})$ nin uygunluğu, mevcut popülasyonda, ilgili hedef vektörünün $f(X_{i,G})$ ile karşılaştırılır. Deneme vektörü, uygun hedef vektörden (minimizasyon problemi için) daha düşük ya da eşit bir uygunluk değerine sahipse, deneme vektörü hedef vektörün yerini alacak ve bir sonraki kuşağın popülasyonuna girecektir. Aksi takdirde, hedef vektör bir sonraki kuşağın popülasyonunda kalacaktır. Bu işlem Eşitlik 28' de ifade edilmiştir;

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G}, & \text{if } f(U_{i,G}) \leq f(X_{i,G}) \\ X_{i,G}, & \text{diğer} \end{cases} \quad (28)$$

Yukarıda belirtilen 3 adım, daha önce belirtilen özel durdurma kriterleri yerine getirilene kadar tekrarlanır.

3.1.3. Strateji Uyarlamalı Diferansiyel Gelişim Algoritması (SaDE)

DE algoritmasını kullanarak spesifik bir problem üzerinde iyi bir performans elde etmek için, mutasyon evresindeki tüm mevcut öğrenme stratejisini denemeli ve ilgili CR, F ve N kritik kontrol parametrelerini hassas bir şekilde ayarlanmalıdır. Özgün DE algoritmasının performansı, stratejilere ve parametre ayarlarına oldukça bağlıdır. Her ne kadar belirli bir problem için en uygun strateji ve ilgili kontrol parametrelerini bulabilirsek de, çok fazla hesaplama zamanı gerektirebilir. Ayrıca, farklı evrim aşamalarında, farklı global ve yerel arama yeteneklerine sahip farklı stratejiler ve farklı

parametre ayarları tercih edilebilir. Bu nedenle, evrim süresince öğrenme stratejilerini ve parametre ayarlarını otomatik olarak uyarlayabilen SaDE algoritması geliştirilmiştir. SaDE algoritmasının ana fikirleri aşağıda özetlenmiştir.

3.1.3.1. Strateji Uyarlama

SaDE, mevcut popülasyondaki her bir birey için olası öğrenme stratejilerinden birisini olasılıksal olarak seçer. Bu nedenle, seçilebilecek birçok aday öğrenme stratejisine sahip olmalı ve ayrıca her bir öğrenme stratejisinin uygulanma ihtimalini belirlemek için bir prosedür geliştirilmelidir. İlk SaDE versiyonunda[158], sadece "rand/1/bin" ve "best/2/bin" olmak üzere sadece iki aday strateji uygulanmaktayken yapılan çalışmalar, daha fazla strateji eklemenin SaDE performansını daha da geliştireceğini önermiştir ve aday strateji sayısı 4'e çıkartılmıştır. DE tipleri ve sistem eşitlikleri Tablo 9' de gösterilmiştir.

Tablo 6. DE tipleri ve sistem eşitlikleri.

DE tipi	Sistem Eşitliği
DE/rand/1	$V_{i,G} = X_{r1,G} + F \cdot (X_{r2,G} - X_{r3,G})$
DE/current to best/2	$V_{i,G} = X_{i,G} + F \cdot (X_{best,G} - X_{i,G}) + F \cdot (X_{r1,G} - X_{r2,G}) + F \cdot (X_{r3,G} - X_{r4,G})$
DE/rand/2	$V_{i,G} = X_{r1,G} + F \cdot (X_{r2,G} - X_{r3,G}) + F \cdot (X_{r4,G} - X_{r5,G})$
DE/current to rand/1	$U_{i,G} = X_{r1,G} + K \cdot (X_{r3,G} - X_{i,G}) + F \cdot (X_{r1,G} - X_{r2,G})$

DE/current to rand/1 stratejisinde, K [-0.5, 1.5] aralığındaki rassal bir değerdir. Mevcut popülasyonda her bireye dört farklı stratejinin uygulanma ihtimalinin p_i , ($i=1,2,3,4$) olduğu varsayılarak, başlangıç ihtimalleri 0.25'e eşit olarak ayarlanır ($p_1 = p_2 = p_3 = p_4 = 0.25$). Bu nedenle ilk popülasyonda her bir bireye uygulanacak strateji eşit olasılığa sahiptir. Olasılığa göre, mevcut popülasyondaki her bir birey için stratejiyi seçmek için 'rulet tekerleği' seçimini uygulanır. Yeni üretilen tüm deneme vektörlerinin değerlendirilmesinden sonra, her bir strateji tarafından üretilirken bir sonraki nesle başarıyla giren deneme vektörlerinin sayısı sırasıyla n_{s_i} , ($i=1,2,3,4$)

olarak kaydedilir ve her strateji tarafından üretilirken atılan deneme vektörlerinin sayısı nf_i , ($i=1,2,3,4$) olarak kaydedilir. n_s ve n_f ‘öğrenme periyodu’ olarak adlandırılan, belirli sayıda jenerasyon için biriktirilir. Sonra, p_i olasılığı Eşitlik 29 kullanılarak güncellenir;

$$p_i = \frac{ns_i}{ns_i + nf_i} \quad (29)$$

Yukarıdaki ifade, öğrenme süresi boyunca her bir strateji tarafından üretilen deneme vektörlerinin başarı oranının yüzdesini temsil eder. Bu nedenle, bu dört stratejiyi uygulama olasılıkları öğrenme sürecinden sonra her jenerasyonda güncellenir. Bu uyum prosedürü, dikkate alınan problemin evrimi sırasında farklı aşamalarda en uygun öğrenme stratejisini kademeli olarak geliştirebilir.

3.1.3.2. Parametre Adaptasyonu

DE’de, kontrol parametreleri CR, F ve NP dikkate alınan problemle yakından ilişkilidir. SaDE’de NP, farklı boyutlardaki sorunlarla başa çıkabilmek için orijinal DE’deki gibi kullanıcı tarafından belirlenen bir değer olarak tutulur. CR, problemin niteliğine ve çok modlu olması gibi karmaşıklığına çok daha duyarlıdır, F ise yakınsama hızı ile daha fazla ilgilidir. Bu yöntemde, F’ nin mevcut popülasyondaki farklı bireyler için ortalaması 0.50 ve standart sapması 0.30 olacak şekilde, (0, 2) aralığında normal dağılım ile rastgele değerler almasına izin verilir. Bu şema, gelişim süreci boyunca potansiyel iyi mutant vektörü üretmek için yerel (küçük F değerleri ile) ve küresel (büyük F değerleri ile) arama yeteneğini muhafaza edebilir. SaDE, ‘DE/current to rand/1’ stratejisindeki kontrol parametresi K için normal dağılımla rastgele bir değer kullanıldığında genellikle başarılı sonuçlar elde eder. SaDE bir parametre sayısını azaltmak için $K=F$ ’i kullanır. CR kontrol parametresi DE algoritmasında önemli bir rol oynar. SaDE’de yanlış seçim herhangi bir öğrenme stratejisi altında performansın düşmesine neden olur. CR’nin değeri seçilen öğrenme stratejisinin başarısında baskındır. SaDE CR’nin değerini ayarlarken önceki jenerasyonlara ait sonuçlara dayalı adaptif bir süreç işletir. SaDE’nin performansı belirli bir öğrenme stratejisinin seçimine bağlı değildir, ayrıca CR ve F ‘nin başlangıç değerlerinden de bağımsızdır. SaDE algoritmasının yakınsamasını hızlandırmak için her 500 jenerasyonda bir, şimdiye kadar

bulunan en iyi bireyi de içeren bireylerin % 5'inden ve mevcut popülasyonundaki bireylerin en iyi %50' sinin dışından rastgele seçilen bireylere yerel arama prosedürü uygulanır. Burada, yerel arama yöntemi olarak Sıralı Kuadratik Programlama (SQP) yöntemini kullanılır. Bu nedenle SaDE hibrid bir arama yöntemidir.

3.2. Konuşmacı Bağımlı Ayrık Konuşma Tanıma Problemi İçin Sentetik Konuşma Verisi Üretimi Teknikleri

Konuşma verisi veri örneği setini derlemek çok zordur. Uygulamada karşılaşılabilecek gürültü seviyesini, tipini, karakteristiğini tahmin etmek de çok güçtür. Tanınacak kelime seti büyüdükçe eğitim verisi ve test verisi derleme süreci zaman açısından güçleşmektedir. Ayrıca derlenen sınırlı sayıdaki veri, farklı psikolojik veya fizyolojik koşullarda elde edilen telaffuzların söz konusu kelime için doğal telaffuz formlarından her birisini temsil edebilecek istatistiksel bir gözlem havuzu oluşturmasına izin vermeyebilir. Bu durumda uygulanabilirliği kolay bir eğitim verisi derleme yöntemine ihtiyaç bulunmaktadır. Konuşma frekanslarını koruyan, buna karşın zaman ekseninde işareti bütüştürüp genişletebilen teknikler farklı telaffuz formlarını benzetmek için kullanılabilir.

Bu tez çalışmasında pratik uygulamalarda aşırı-kısıtlı telaffuz konuşmacı bağımlı ayrık konuşma tanıma uygulamalarında çok yüksek tanıma başarısı elde etmek amaçlanmıştır. Bu amaçla gerekli farklı telaffuzların modellenmesine uygun istatistiksel veri havuzunu çözmek için OLA, WSOLA ve HPSS metotları ile konuşmanın zaman ekseninde modifikasyonu yöntemleri sınanmıştır. Deneysel sonuçlar, HPSS kullanılarak 0.90-1.10 aralığında yeniden ölçeklemeyle elde edilen sentetik verilerin daha doğal olduğunu göstermiştir. Bu nedenle uygulamada HPSS verileri kullanılmıştır.

Kullanılan konuşma tanıma seti 400 kelime içermektedir. Her kelime 1 defa tekrarlanarak derlenmiştir. Ardından konuşma seti HPSS kullanılarak 0.90-1.10 arasında rassal ölçeklemeyle elde edilen sentetik veriler kullanılarak 20'ye çıkartılmıştır.

3.2.1. Örtüştür ve Ekle (OLA; Overlap-Add)

OLA zaman eksenli modifikasyon algoritmalarının en basitlerinden biri olarak bilinir. OLA da sentetik çerçeveler bir pencere fonksiyonu w ile birlikte sadece analiz

çerçeveleri pencereleyerek ve onlardan başka herhangi birini işlemeyerek hesaplanır [159]. OLA çok etkin olmasına rağmen, modifiye edilmemiş sentetik çerçevelerin eklenmesi genellikle çıkış sinyaline faz süreksizliği ortaya koyar. Bu yüzden giriş sinyalindeki periyodik ve harmonik yapılar korunmaz. Algısal olarak bu çıkış sinyalinde güçlü harmonik kalıntılar olarak kendisini gösterir. Fakat özellikle analiz çerçevelerinin uzunluğu çok kısa seçildiğinde, OLA vurmali ve yüksek değişim gösteren seslerin korunmasında özellikle başarılıdır [160].

3.2.2. Dalga Formlu Benzerlik- Örtüştür ve Ekle (WSOLA)

WSOLA orijinal işaretin kısa süreli fourier dönüşümü ile zaman ekseninde modifiye edilen işaretin kısa süreli fourier dönüşümü arasındaki farkları minimize etmeye dayanmaktadır. OLA da tanıtıldığı gibi faz süreksizliğinden kaçınmanın bir yolu onlara eklendiğinde birlikte daha iyi uyuşan başarılı sentetik çerçeveler gibi analiz çerçeveleri seçmektir. WSOLA bir analiz çerçeve pozisyon toleransı Δ_{\max} girerek bu başarılıdır. Giriş sinyalindeki her analiz çerçevesinin pozisyonu yaklaşık $\Delta \in [-\Delta_{\max} : \Delta_{\max}]$ tarafından zaman ekseninde değiştirilebilir. Öyle ki iki üstü üste binen sentetik çerçevelerin dalga formları üst üste binen bölgelerdekine mümkün olduğunca benzerdir. Daha sonra çerçeveler OLA'daki gibi pencerelenir ve çıkış sinyalini oluşturmak için eklenir. $\Delta_{\max} = 0$ kullanıldığında WSOLA OLA'ya döner [159]. Analiz çerçevesi için girilmiş tolerans faz süreksizliğinden kaynaklanan kalıntıları güçlü bir şekilde azaltır. Fakat, özellikle giriş sinyalindeki süreksizliklerde algoritma çıkış sinyalinde kayda değer yapay gürültüler ortaya koyar. Bu kalıntılar giriş sinyalindeki süreksizlikler etrafında kümelenme eğiliminde olan değiştirilmiş çerçeve pozisyonlarından kaynaklanmaktadır. WSOLA kekeme ses karakterinde gürültüler üretme eğilimi taşır [161].

3.2.3. Faz Ses-Kodlayıcı (Phase Vocoder)

Faz Ses-Kodlayıcı, faz bilgisini kullanarak frekans ve zaman eksenini ölçekleyen bir tür ses-kodlayıcıdır. Faz Ses-Kodlayıcısı kısa-süreli fourier dönüşümünü kullanır. Faz sek-kodlayıcının temel fikri her bir analiz çerçevesini bilinen frekans ve faza sahip sinüzoidlerin ağırlıklı bir toplamı olarak oluşturmaktır [162]. Sentetik çerçeveler ilgili sinüzoidlerin fazları eklenerek hesaplanır. Öyle ki tekrar konumlandırılmış sentetik çerçeveler eklendiğinde faz kesintileri oluşmaz. Bir spektrumun her frekans bölmesi

orijinal sinyale katkıda bulunan bir sinüzoidi temsil eder. Daha sonra anlık frekans bölmeleri ardışık spektrumların faz farklarından hesaplanır. Faz Ses-Kodlayıcı genel olarak bir ses sinyalindeki süreksiz frekansları tahmin eden bir tekniktir. Bu kodlayıcı TSM algoritması olarak da bilinir. Tasarım gereği, Faz Ses-Kodlayıcı çıkış sinyaline katkıda bulunan tüm sinüzoidallerin faz sürekliliğini garanti eder. Bu durum yatay faz uyumu olarak bilinir. Fakat bir çerçeve içerisinde ki sinüzoidallerin faz ilişkileri anlamına gelen dikey faz uyumu faz adaptasyon sürecinde genellikle bozulur. Bu yüzden sinyalin dikey faz uyumunun korunmasına bağlı olan süreksizlikler TSM sonuçlarında sıklıkla gözlemlenir [163].

3.2.4. Harmonik-Darbeli Kaynak Ayırma (HPSS)

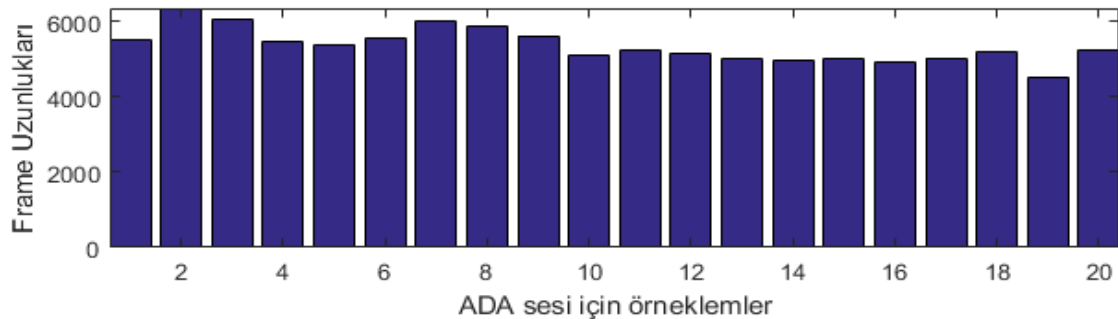
Faz Ses-Kodlayıcı gibi algoritmalar, harmonik içerikli ses sinyallerinde iyi çalışırken diğer OLA gibi algoritmalar darbeli sinyaller için oldukça uygundur. Her iki tekniğin güçlü yönlerinin birleşiminden oluşan harmanik-darbeli kaynak ayırma (HPSS) tekniği görece daha az gürültü üretir. HPSS’de amaç, belirli bir sinyali tüm harmonik ses bileşenlerini içeren bir sinyale ve tüm darbeli sesleri içeren bir sinyale ayıştırmaktır. Fitzgerald [164] basit ve etkin bir HPSS işlemi önermiştir. Bu yöntem, bir sinyalin bir spektral gösteriminde, darbeli seslerin frekans yönünde yapılar üretirken harmonik seslerin zaman yönünde yapıları oluşturduğu gerçeğinden yararlanır. Giriş sinyalinin büyüklük spektrogamına frekans yönünde l_p uzunluğunda bir medyan filtre ve zaman yönünde l_h uzunluğunda bir medyan filtre uygulanarak ilgili yapılar güçlendirilir. Daha sonra, iki filtrelenmiş spektra elemanını karşılaştırarak sinyal spektrumun her zaman-frekans örneği sinyalin ya harmonik kısmına veya darbeli kısmına atanabilir. Bu sonuçta istenen bileşenleri verir. Giriş sinyali HPSS metodu kullanılarak ayıştırdıktan sonra, harmonik bileşenlere kimlik fazlı kilitlemeli faz ses-kodlayıcı, ve darbeli bileşenlere OLA uygulanır. İki bileşeni ayrı olarak muamele ederek, giriş sinyalin hem harmonik seslerin hem de darbeli seslerin karakteristikleri korur. Her iki prosedürün üst üste getirilmiş TSM sonuçları sonunda algoritmanın çıktısını oluşturur [165].

3.3. Zaman-Ekseninde Modifikasyon Tekniği Kullanılarak Sentetik Veri Üretimi

Konuşma işaretleri geçiş noktalarının belirlenmesindeki analitik güçlükler, çoğunlukla fiziksel, psikolojik veya fizyolojik etmenlerin neden olduğu telaffuz farklılıkları

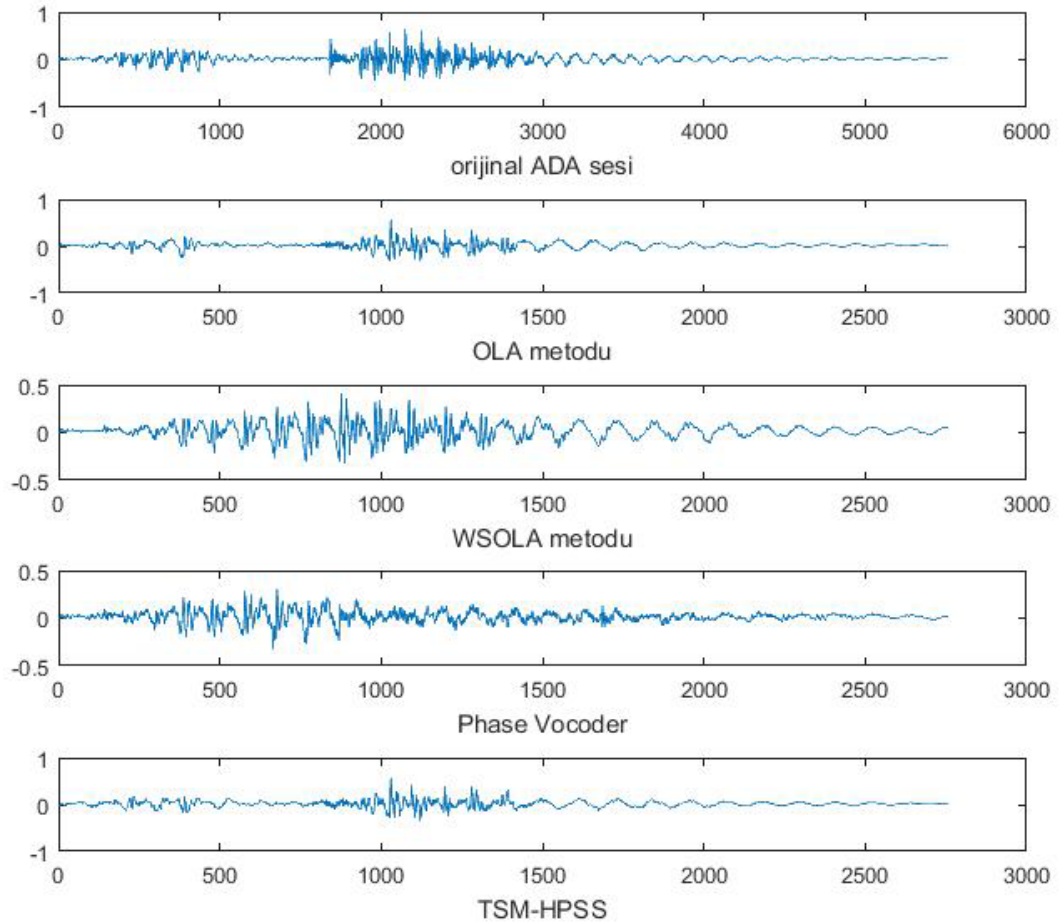
nedeniyle farklılıklar gösterebilir. Bu tezde kullanılan kelimeler arasından seçilen 50 kelimelik ve 20 tekrarlı bir veri deneysel gözlem kümesi incelendiğinde ilgili farklılıkların, telaffuz uzunluklarını ortalama olarak $\pm\%10$ etkilenebildiği görülmüştür. Farklı telaffuzlar işaretin zaman ekseninde modifiye edilmesiyle benzetilebilir. Bu tezde konuşmacının olası farklı telaffuzlarının konuşma tanıma performansına etkisini incelemek için gerekli farklı telaffuzlara ait verileri benzetmek için ilgili konuşma işaretleri zaman ekseninde modifiye edilmiştir. Modifiye edilen sinyallere ayrıca rassal olarak üretilen 30-40 dB beyaz gürültü eklenerek kayıt ortamı benzetimi yapılmıştır. Ses işaretlerinin modifikasyonunda kullanılmak üzere önerilen çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu tezde akustik kalitesi insan kulağına daha kaliteli sonuçlar üreten HPSS metodu kullanılarak modifiye sinyaller üretilerek yeni jenerasyon konuşma verileri elde edilmiştir. Konuşma verileri önceden elde edilen istatistiklere uygun olarak Ölçek Faktörü~U(0.90 1.10) değeri kullanılarak modifiye edilmiştir. Üretilen jenerasyon verisinden her birisi için farklı bir Ölçek Faktörü kullanılmıştır. Sonuç olarak bir test sesi seti modifiye verilerle birlikte toplam 20 veri seti içermektedir. Gerçekleştirilen ayrıntılı deneyler ses veri setinin konuşma tanıma başarısının kararlı (robust) ve yüksek bir seviyede gerçekleştirilmesi için kullanılan veri varyasyonları üretimi yaklaşımının yeterli olduğunu göstermiştir.

Şekil 9’de ‘ADA’ ses işareti için 20 örnekleme ait çerçeve (frame) uzunlukları gösterilmiştir. İlgili ses işareti için çerçeve (frame) uzunlukları $N(\mu, \sigma) = N(5362.3, 454.39)$ istatistiklerine sahiptir.

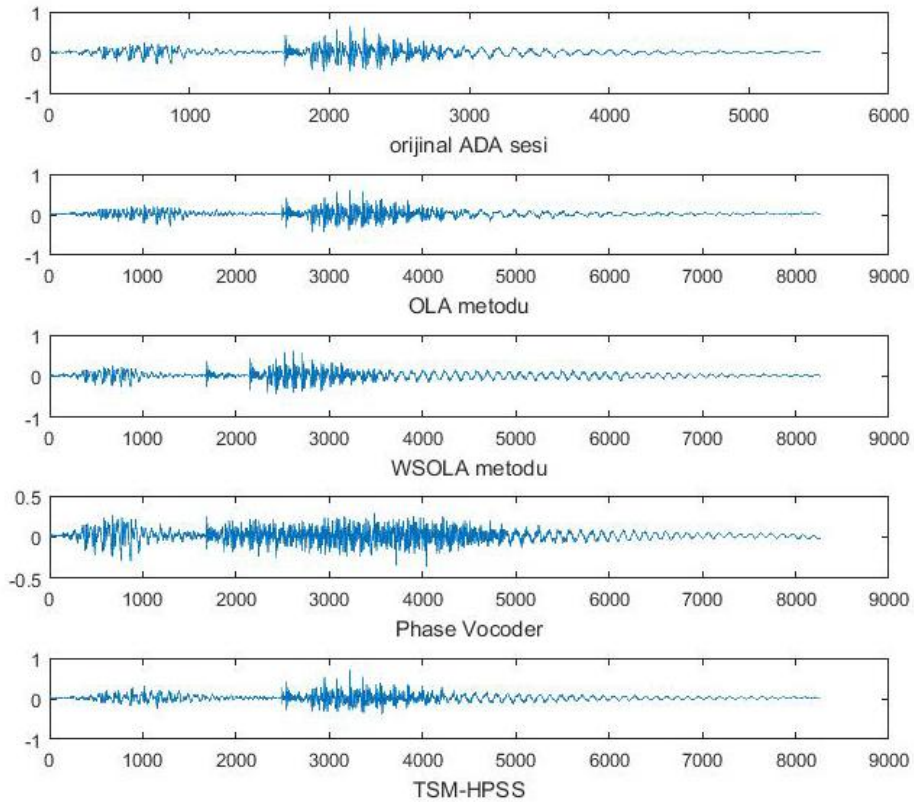


Şekil 9. ADA sesinin 20 farklı telaffuzuna ait frame uzunlukları için hesaplanan değişim oranı % 6.709 ve ilgili değişimlerin %95 olasılıkla sınır değerleri [-150.96 875.02]’dir.

Şekil 10 ve Şekil 11’de ADA sesinin Ölçek Faktörü={0.5, 1.5} OLA, WSOLA, Phase Vocoder ve HPSS için abartılı modifikasyonları verilmiştir (Abartılı değerler görselleştirme için gerekmiştir).



Şekil 10. ADA sesinin Ölçek Faktörü=0.50 için OLA, WSOLA, Phase Vocoder ve HPSS ile zaman ekseninde modifikasyonu (gürültü eklenmeden önce).



Şekil 11. ADA sesinin Ölçek Faktörü=1.50 için OLA, WSOLA, Phase Vocoder ve HPSS ile zaman ekseninde modifikasyonu (gürültü eklendikten sonra).

Eğitim verileri derleme ve sentezleme ile elde edildikten sonra test verileri her bir kelime için 5 gerçek gözlemden oluşacak şekilde derlenmiştir. Bu durumda eğitim verisi küme büyüklüğü 400x20 ve test verisi küme büyüklüğü 400x5 olarak gerçekleşmiştir.

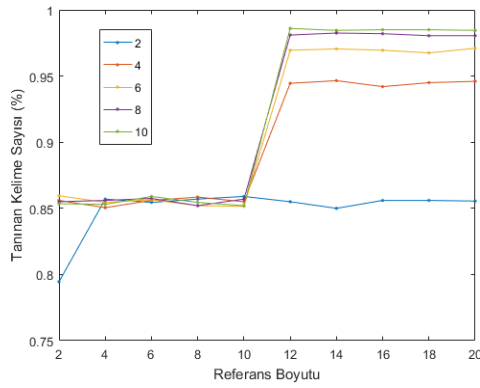
3.4. Deneyler

Bu bölümde evrimsel algoritmalar kullanılarak tek-örneklemeli konuşma tanıma uygulamalarına ait sonuçlar sunulmuştur. Eğitim verileri tek örneklem ve 19 sentetik veriden oluşan 20 elemanlı cümlelerden oluşan 400 kelimelik standart bir kümedir (Bir cümle aynı verinin tekrarlanabildiği bir özel bir kümedir, standart kümelerde aynı veri tekrarlanamaz). Her örneklem $f=11025$, $a=128$ (frame uzunluğu), $b=32$ (örtüşme bölgesi genişliği) ve $c=12$ (mel katsayıları sayısı) olmak üzere melseptrum katsayılarına dönüştürülmüştür. Uygulamada Hamming pencereleme kullanılmıştır. Melseptrum katsayıları kullanıcı bağımlı işaretleri mel filtre bankasına ait parametrelere uygun mel katsayılarına dönüştürdüğünden kullanıcı bağımlı işaret bileşenlerinden kurtulunmuştur.

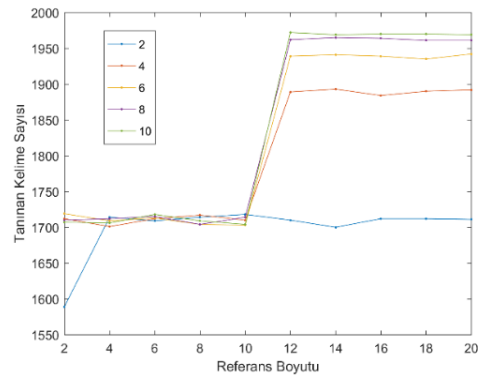
Bu bölümde görece HMM' den daha az hesaplama yükü gerektirmesi ve DTW' den daha yüksek başarı elde etmesi nedeniyle GMM klasik konuşma tanıma aracı olarak tercih edilmiştir [166]. GMM bileşenlerinin, $\lambda = \{\omega_i, \mu_i, \Sigma_i\}$, elde edilmesinde 20 farklı başlangıçta gerçekleştirilen EM tabanlı çözümlerin en-iyi değeri sağlayan çözümler olarak kullanılmıştır [116]. GMM bileşenleri hesaplanırken 'referans sayısı' olarak adlandırılan adette elemana sahip cümlelere ait melseptrum katsayılarının tamamı her bir kelime için eğitim verisi olarak kullanılmıştır. Dolayısıyla GMM tabanlı konuşma tanıma temelde ilgili GMM parametrelerini melseptrum katsayıları formundaki gözlemleri kullanarak hesaplamaktan, yani her bir kelimeye karşılık gelen gözlemlere katışık çok değişkenli normal dağılıma dayalı istatistiksel bir model uydurmaktan ibarettir [103]. GMM tabanlı konuşma tanımada başarı katışık çok değişkenli normal dağılım fonksiyonu sayısı arttıkça belirgin şekilde artmaktadır. Bunun temel nedeni verinin modellenmesindeki başarının yükselmesidir. Bununla birlikte katışık gaussian sayısı (; çok değişkenli normal dağılım fonksiyonu sayısı, mixed gaussian) 10'dan fazla ise konuşma tanıma başarımına katkı sabitlenmekte ve model parametrelerini elde etmek için gerekli süre radikal şekilde artmaktadır. Ayrıca parametreler için elde edilen ilgili lokal çözümlere ait standart sapmalarda radikal şekilde yükselmektedir; bunun pratik anlamı yerel çözüm sayısının artmasından dolayı EM'nin daha kararsız sonuçlar elde etmesidir. GMM tabanlı konuşma tanımada test verisi 400x5 veriden oluşmaktadır. İlgili veriler 400 kelimenin herbiri için $k = \{2,4,6,8,10\}$ adet katışık gaussian kullanılarak elde edilen GMM modellerinin ürettiği en büyük log-en olabilirlik değerine göre etiketlenmiştir. En büyük lok-en olabilirlik değerini sağlayan kelimeye karşılık gelen GMM test verisine bağlı olduğu kelimeyi tanıma etiketi olarak sağlamaktadır. Referans sayısı arttıkça tanıma oranı oldukça radikal şekilde değişmekte, özellikle mixed gaussian sayısı >8 ve referans sayısı >12 için 2000 kelimedede tanıma başarısı %98'i aşmaktadır. Bu oran ilgili literatüre göre oldukça yüksek bir orandır. Tablo 7' de GMM tabanlı, düşük örnekleme, konuşmacı bağımlı izole konuşma tanıma uygulamasına ait istatistiksel sonuçları içermektedir. Şekil 12' te GMM ve EM tabanlı konuşma tanıma başarım sonuçlarının farklı parametreler altındaki değişimi görselleştirilmiştir. Tablo 8' de GMM ve EM tabanlı konuşma tanımaya ait ayrıntılı istatistiksel sonuçlar sunulmuştur.

Tablo 7. EM tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları değerleri (x100%)
(Sonuçlar en-iyi çözüme aittir).

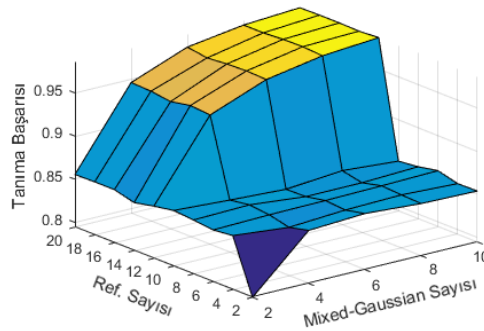
Mixed-Gaussian Sayısı	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	0.7945	0.8570	0.8545	0.8570	0.8590	0.8550	0.8500	0.8560	0.8560	0.8555
4	0.8560	0.8505	0.8560	0.8585	0.8550	0.9445	0.9465	0.9420	0.9450	0.9460
6	0.8595	0.8545	0.8565	0.8520	0.8515	0.9695	0.9705	0.9695	0.9675	0.9710
8	0.8550	0.8560	0.8575	0.8520	0.8570	0.9810	0.9825	0.9820	0.9805	0.9805
10	0.8535	0.8530	0.8590	0.8545	0.8520	0.9860	0.9845	0.9850	0.9850	0.9845



(a)



(b)



(c)

Şekil 12. EM tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları ; (a) ve (b) Konuşma tanımda referans sayısı etkisi, (c) Konuşma tanımda referans sayısı ve kullanılan katışık gaussian (mixed-gaussian) sayısının etkisi.

Tablo 8. EM tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır (Sonuçlar, aynı veriler için gerçekleştirilen 20 farklı tanıma testinden üretilmiştir).

Mixed-Gaussian Sayısı	İstatistikler (%95 için)	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
		2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	mean	1589.000	1714.000	1709.000	1714.000	1718.000	1710.000	1700.000	1712.000	1712.000	1711.000
	std	2.043	0.542	1.767	1.998	1.497	0.950	0.896	2.021	0.838	0.677
	alt	1584.996	1712.939	1705.536	1710.085	1715.066	1708.139	1698.244	1708.039	1710.357	1709.674
	üst	1593.004	1715.061	1712.464	1717.915	1720.934	1711.861	1701.756	1715.961	1713.643	1712.326
4	mean	1712.000	1701.000	1712.000	1717.000	1710.000	1889.000	1893.000	1884.000	1890.000	1892.000
	std	1.871	2.407	0.508	1.524	2.125	1.725	1.944	1.084	2.336	1.929
	alt	1708.333	1696.283	1711.005	1714.012	1705.835	1885.619	1889.191	1881.876	1885.422	1888.219
	üst	1715.667	1705.717	1712.995	1719.988	1714.165	1892.381	1896.809	1886.124	1894.578	1895.781
6	mean	1719.000	1709.000	1713.000	1704.000	1703.000	1939.000	1941.000	1939.000	1935.000	1942.000
	std	1.585	0.784	1.247	1.848	1.384	1.368	1.736	1.526	1.801	1.702
	alt	1715.893	1707.463	1710.557	1700.377	1700.288	1936.319	1937.598	1936.009	1931.471	1938.664
	üst	1722.107	1710.537	1715.443	1707.623	1705.712	1941.681	1944.402	1941.991	1938.529	1945.336
8	mean	1710.000	1712.000	1715.000	1704.000	1714.000	1962.000	1965.000	1964.000	1961.000	1961.000
	std	2.110	1.543	2.317	1.138	0.681	1.101	0.728	2.157	0.594	1.753
	alt	1705.864	1708.975	1710.458	1701.769	1712.665	1959.841	1963.573	1959.772	1959.836	1957.565
	üst	1714.136	1715.025	1719.542	1706.231	1715.335	1964.159	1966.427	1968.228	1962.164	1964.435
10	mean	1707.000	1706.000	1718.000	1709.000	1704.000	1972.000	1969.000	1970.000	1970.000	1969.000
	std	1.595	2.139	0.898	2.214	1.203	2.009	1.092	2.268	1.151	0.830
	alt	1703.874	1701.808	1716.240	1704.661	1701.642	1968.062	1966.860	1965.555	1967.744	1967.373
	üst	1710.126	1710.192	1719.760	1713.339	1706.358	1975.938	1971.140	1974.445	1972.256	1970.627

EMM parametrelerinin BSA kullanılarak en-iyilenmesi durumunda elde edilen konuşma tanıma sonuçları Tablo 9 ve Tablo 10'de verilmiştir. Tablo 9 ve Tablo 10 incelendiğinde BSA-GMM modellerinin EM tabanlı GMM modellere göre elde edilen en-iyi çözüme göre 52 (%2.60) durumda daha doğru tanıma sağladıkları görülmüştür. Bununla birlikte BSA-GMM modelleri eğitimde aşırı zamana ihtiyaç duymasınlar diye EM-GMM model parametreleri başlangıç popülasyonuna rassal çözüm vektörü olarak eklenmiş ve arama sınır koşulu güdülmeyen 1000 epok boyunca 20 popülasyon büyüklüğü ile gerçekleştirilmiştir. Sağlanan EM-GMM çözüm vektörleri belirgin şekilde evrimsel arama/hesaplama süreçlerini kısaltmıştır.

EMM parametrelerinin DE/rand/1/bin algoritması kullanılarak en-iyilenmesi durumunda elde edilen konuşma tanıma sonuçları Tablo 11 ve Tablo 12'de verilmiştir. Tablo 11 ve Tablo 12 incelendiğinde DE-GMM modellerinin EM tabanlı GMM modellere göre elde edilen en-iyi çözüme göre 55 (%2.75) durumda daha doğru tanıma sağladıkları görülmüştür.

EMM parametrelerinin SaDE algoritması kullanılarak en-iyilenmesi durumunda elde edilen konuşma tanıma sonuçları Tablo 13 ve Tablo 14'de verilmiştir. Tablo 13 ve Tablo 14 incelendiğinde DE-GMM modellerinin EM tabanlı GMM modellere göre elde edilen en-iyi çözüme göre 31 (%1.55) durumda daha doğru tanıma sağladıkları görülmüştür.

Evrimsel algoritmalar GMM parametrelerinin elde edilmesinde daha yüksek log-en olasılıklı değerler sağlamıştır. Dolayısıyla daha yüksek başarıyla ayırt edilebilir küme sınırları tanımlama olanağı artmıştır. Tanıma başarısındaki değişimin temel nedeni budur. Evrimsel algoritmaların doğası gereği eğitim süreleri EM tabanlı çözümlerden çok daha uzundur. Algoritmaların çözümleme hızı farklı yazılım uyarlamalarında ve GPU/CPU tabanlı yazılım uyarlamalarında radikal derecede farklılıklar gösterdiğinden ilgili hız farklarının incelenmesi bu tezin konusu dışında tutulmuştur. Konuşma tanıma nihayetinde bir kümeleme problemidir. Kümelerin sınırlarını tanımlayan istatistiksel modeller iyileştirildikçe konuşma tanıma performansının artması beklenir. Bununla birlikte tanınan bir verilerin farklı telaffuzlarının neden olduğu istatistiksel sınırların genişliği ilgili başarıyı radikal şekilde etkileyebilir. Bu nedenle eğitim verilerinin yeterli örneklem büyüklüğüne sahip olması çok önemlidir. Bununla birlikte bu tez çalışması sadece bir tekrara dayanan örneklem havuzundan zaman modifikasyonlu sentetik

verilerle genişletilen referans gözlem verileri kullanılarak geniş-sözlük yüksek başarımlı ayrık konuşma tanıma odaklanmıştır. Bu özelliği ile literatürdeki benzerlerinden ayrılmaktadır. Klasik yöntemler (saklı markov modeller, dinamik zaman bükme ve gaussian katışık modeller) kullanılarak elde edilen sonuçlar çok-tekrarlı (; çoklu gerçek gözlem verileri) gerçek gözlemler kullanmalarına rağmen tanıma başarıları en-iyileme algoritmaları ile sağlanan düzeyde olmaktan kısmen uzaktır. Klasik yöntemler için kullanılan verilerin derlenmesi 400 kelime ve 20 tekrar için oldukça uzun süre gerektirmiştir (yaklaşık 6.2 çalışma saati). Buna karşın 400 kelimenin bir defa derlenmesi sadece 30dk. civarında bir zamana ihtiyaç duymaktadır. Tanıma başarısı özellikle zaman modifikasyonlu ve yapay gürültülü verilerin ilgili kelimelerin farklı telaffuzlarını yeterli doğrulukta modellemeyi başarmasına bağlanmıştır. Ayrıca küme sınırlarının, dolayısıyla veri etiketleme başarısının, artırılmış olması konuşma tanıma üzerindeki başarının artmasında belirgin şekilde etkin olmuştur.

Tablo 9. BSA tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları 100x % değerleri.

Mix Gaussian	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	0.7950	0.8580	0.8540	0.8580	0.8580	0.8555	0.8495	0.8550	0.8565	0.8560
4	0.8570	0.8510	0.8555	0.8580	0.8555	0.9455	0.9460	0.9410	0.9455	0.9470
6	0.8605	0.8550	0.8555	0.8525	0.8525	0.9705	0.9715	0.9700	0.9670	0.9700
8	0.8560	0.8565	0.8585	0.8525	0.8575	0.9815	0.9815	0.9830	0.9810	0.9800
10	0.8540	0.8540	0.8595	0.8555	0.8530	0.9865	0.9840	0.9860	0.9860	0.9835

Tablo 10. BSA tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır.

Mixed-Gaussian Sayısı	İstatistikler (%95 için)	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
		2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	mean	1590.000	1716.000	1708.000	1716.000	1716.000	1711.000	1699.000	1710.000	1713.000	1712.000
	std	2.057	2.059	1.721	1.118	1.895	2.219	1.751	2.465	2.453	0.833
	alt	1585.969	1711.964	1704.628	1713.809	1712.285	1706.650	1695.569	1705.169	1708.192	1710.367
	üst	1594.031	1720.036	1711.372	1718.191	1719.715	1715.350	1702.431	1714.831	1717.808	1713.633
4	mean	1714.000	1702.000	1711.000	1716.000	1711.000	1891.000	1892.000	1882.000	1891.000	1894.000
	std	0.546	0.821	2.347	2.407	0.922	1.221	1.599	1.044	1.421	1.892
	alt	1712.929	1700.390	1706.400	1711.282	1709.193	1888.607	1888.867	1879.954	1888.214	1890.291
	üst	1715.071	1703.610	1715.600	1720.718	1712.807	1893.393	1895.133	1884.046	1893.786	1897.709
6	mean	1721.000	1710.000	1711.000	1705.000	1705.000	1941.000	1943.000	1940.000	1934.000	1940.000
	std	1.501	1.932	1.552	0.503	1.289	1.484	1.306	1.209	1.501	1.390
	alt	1718.059	1706.213	1707.958	1704.015	1702.473	1938.091	1940.441	1937.631	1931.058	1937.275
	üst	1723.941	1713.787	1714.042	1705.985	1707.527	1943.909	1945.559	1942.369	1936.942	1942.725
8	mean	1712.000	1713.000	1717.000	1705.000	1715.000	1963.000	1963.000	1966.000	1962.000	1960.000
	std	0.681	1.047	2.387	0.553	0.580	1.066	1.665	2.482	2.485	2.486
	alt	1710.666	1710.948	1712.322	1703.916	1713.863	1960.910	1959.737	1961.136	1957.129	1955.127
	üst	1713.334	1715.052	1721.678	1706.084	1716.137	1965.090	1966.263	1970.864	1966.871	1964.873
10	mean	1708.000	1708.000	1719.000	1711.000	1706.000	1973.000	1968.000	1972.000	1972.000	1967.000
	std	0.720	1.829	1.548	0.846	2.386	0.984	2.498	1.665	0.867	1.274
	alt	1706.589	1704.415	1715.966	1709.341	1701.324	1971.072	1963.104	1968.736	1970.302	1964.504
	üst	1709.411	1711.585	1722.034	1712.659	1710.676	1974.928	1972.896	1975.264	1973.698	1969.496

Tablo 11. DE/Rand/1/Bin tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları 100x % değerleri.

MixGaussian	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	0.7950	0.8575	0.8535	0.8575	0.8580	0.8560	0.8510	0.8565	0.8565	0.8545
4	0.8565	0.8515	0.8565	0.8595	0.8545	0.9440	0.9470	0.9425	0.9460	0.9465
6	0.8600	0.8535	0.8560	0.8530	0.8525	0.9705	0.9695	0.9705	0.9685	0.9720
8	0.8560	0.8570	0.8580	0.8530	0.8560	0.9815	0.9830	0.9825	0.9810	0.9810
10	0.8545	0.8525	0.8595	0.8555	0.8515	0.9870	0.9850	0.9860	0.9840	0.9840

Tablo 12. DE/Rand/1/Bin tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır.

Mixed-Gaussian Sayısı	İstatistikler (%95 için)	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
		2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	mean	1590.000	1715.000	1707.000	1715.000	1716.000	1712.000	1702.000	1713.000	1713.000	1709.000
	std	1.257	1.339	1.274	0.935	1.106	1.939	1.465	0.767	2.432	2.283
	alt	1587.536	1712.375	1704.502	1713.168	1713.832	1708.200	1699.129	1711.497	1708.234	1704.526
	üst	1592.464	1717.625	1709.498	1716.832	1718.168	1715.800	1704.871	1714.503	1717.766	1713.474
4	mean	1713.000	1703.000	1713.000	1719.000	1709.000	1888.000	1894.000	1885.000	1892.000	1893.000
	std	1.150	2.207	2.274	1.740	0.643	1.462	0.636	1.018	1.239	1.873
	alt	1710.747	1698.674	1708.542	1715.590	1707.740	1885.135	1892.754	1883.004	1889.571	1889.328
	üst	1715.253	1707.326	1717.458	1722.410	1710.260	1890.865	1895.246	1886.996	1894.429	1896.672
6	mean	1720.000	1707.000	1712.000	1706.000	1705.000	1941.000	1939.000	1941.000	1937.000	1944.000
	std	1.536	0.943	1.807	0.855	2.016	0.978	2.029	1.427	0.857	2.455
	alt	1716.989	1705.152	1708.458	1704.324	1701.049	1939.084	1935.022	1938.203	1935.321	1939.189
	üst	1723.011	1708.848	1715.542	1707.676	1708.951	1942.916	1942.978	1943.797	1938.679	1948.811
8	mean	1712.000	1714.000	1716.000	1706.000	1712.000	1963.000	1966.000	1965.000	1962.000	1962.000
	std	0.972	0.912	2.473	2.086	2.466	0.730	0.752	1.965	0.605	1.303
	alt	1710.095	1712.213	1711.152	1701.912	1707.166	1961.569	1964.526	1961.149	1960.813	1959.446
	üst	1713.905	1715.787	1720.848	1710.088	1716.834	1964.431	1967.474	1968.851	1963.187	1964.554
10	mean	1709.000	1705.000	1719.000	1711.000	1703.000	1974.000	1970.000	1972.000	1968.000	1968.000
	std	0.815	2.458	2.286	2.308	1.443	1.669	2.204	1.838	1.913	0.918
	alt	1707.402	1700.183	1714.519	1706.476	1700.171	1970.730	1965.681	1968.398	1964.250	1966.200
	üst	1710.598	1709.817	1723.481	1715.524	1705.829	1977.270	1974.319	1975.602	1971.750	1969.800

Tablo 13. SaDE tabanlı GMM ile konuşma tanıma performansları 100x % değerleri.

MixGaussian	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	0.7935	0.8575	0.8550	0.8575	0.8585	0.8560	0.8510	0.8555	0.8570	0.8550
4	0.8565	0.8515	0.8570	0.8580	0.8560	0.9450	0.9475	0.9425	0.9460	0.9465
6	0.8605	0.8555	0.8575	0.8525	0.8520	0.9705	0.9700	0.9705	0.9685	0.9700
8	0.8560	0.8570	0.8565	0.8525	0.8575	0.9820	0.9835	0.9810	0.9810	0.9810
10	0.8540	0.8525	0.8595	0.8540	0.8530	0.9870	0.9840	0.9855	0.9855	0.9850

Tablo 14. SaDE tabanlı GMM ile konuşma tanıma performanslarına ait istatistiksel veriler; %95 güven aralığı, alpha=0.05 ve normal dağılım modeli kullanılmıştır.

Mixed-Gaussian Sayısı	İstatistikler (%95 için)	Referans Boyutu (Tekrar Adedi)									
		2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	mean	1587.000	1715.000	1710.000	1715.000	1717.000	1712.000	1702.000	1711.000	1714.000	1710.000
	std	0.602	2.059	1.670	0.709	2.424	2.281	1.854	1.243	1.170	1.796
	alt	1585.821	1710.964	1706.727	1713.610	1712.249	1707.529	1698.366	1708.564	1711.706	1706.480
	üst	1588.179	1719.036	1713.273	1716.390	1721.751	1716.471	1705.634	1713.436	1716.294	1713.520
4	mean	1713.000	1703.000	1714.000	1716.000	1712.000	1890.000	1895.000	1885.000	1892.000	1893.000
	std	1.105	1.771	1.897	2.439	2.287	2.325	2.361	2.369	0.851	1.475
	alt	1710.834	1699.530	1710.282	1711.220	1707.517	1885.443	1890.372	1880.357	1890.333	1890.108
	üst	1715.166	1706.470	1717.718	1720.780	1716.483	1894.557	1899.628	1889.643	1893.667	1895.892
6	mean	1721.000	1711.000	1715.000	1705.000	1704.000	1941.000	1940.000	1941.000	1937.000	1940.000
	std	1.472	0.714	1.151	1.613	1.497	2.136	1.608	2.375	0.788	2.393
	alt	1718.114	1709.601	1712.744	1701.838	1701.066	1936.814	1936.848	1936.345	1935.455	1935.309
	üst	1723.886	1712.399	1717.256	1708.162	1706.934	1945.186	1943.152	1945.655	1938.545	1944.691
8	mean	1712.000	1714.000	1713.000	1705.000	1715.000	1964.000	1967.000	1962.000	1962.000	1962.000
	std	1.131	1.395	2.277	1.410	2.491	1.678	0.990	1.979	2.150	1.598
	alt	1709.783	1711.266	1708.537	1702.235	1710.117	1960.711	1965.060	1958.122	1957.786	1958.868
	üst	1714.217	1716.734	1717.463	1707.765	1719.883	1967.289	1968.940	1965.878	1966.214	1965.132
10	mean	1708.000	1705.000	1719.000	1708.000	1706.000	1974.000	1968.000	1971.000	1971.000	1970.000
	std	0.586	2.291	1.670	0.948	1.412	1.209	1.915	1.020	1.661	1.970
	alt	1706.852	1700.509	1715.727	1706.142	1703.233	1971.629	1964.246	1969.001	1967.745	1966.139
	üst	1709.148	1709.491	1722.273	1709.858	1708.767	1976.371	1971.754	1972.999	1974.255	1973.861

4. BÖLÜM

4.1. GeoVideo Veritabanları ile Konuşma Tanıma Tabanlı Etkileşim

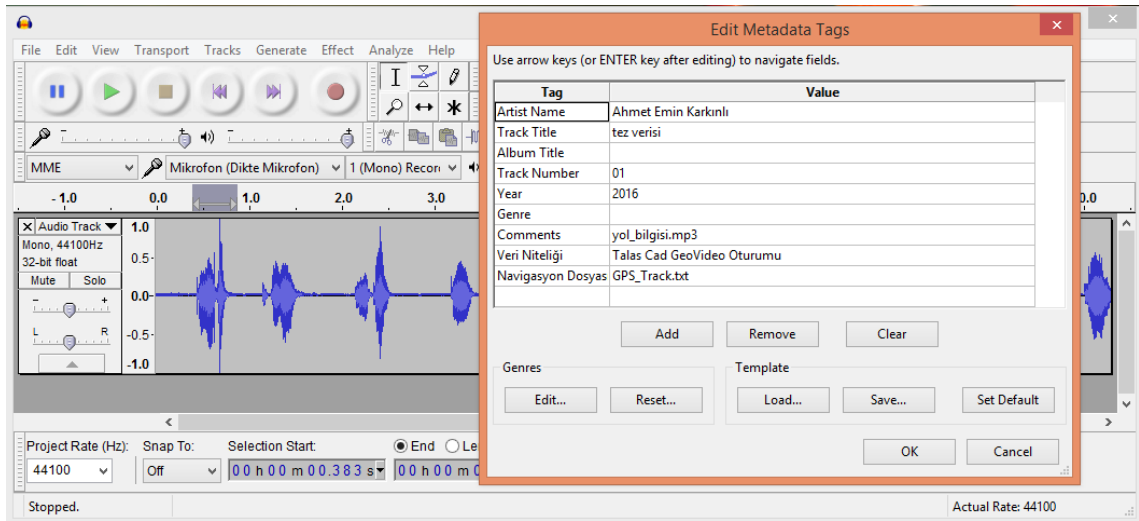
Konumsal nitelikli tematik kavramlara karşılık gelen kelimelerin istatistiksel modellerini elde etmek için gerekli sayıda farklı telaffuzlarını içeren gözlemlere dayalı konuşma tanıma konumsal konuşma tanıma (geo-audio recognition) olarak adlandırılmaktadır. Bu yönü ile konumsal konuşma tanıma teknik terimlere dayalı bir konuşma tanıma işlevine sahiptir. Konumsal konuşma verileri derlenirken GNSS, IMU veya görsel odometrik yöntemlerden birisi veya bir kaçı ile konuşma verisinin derlendiği uzamsal konum bilgiside ayrıca elde edilebilir. Bu türden üçüncü veriler konuşma verisine bir eklenti (tag) olarak doğrudan eklenebilmekte veya konuşma verisi ile senkronize olarak ayrı bir dosyada tutulabilmektedir. Kısaca sese ait metadata verileri ses arşivlenmesinde kullanılan formatın ilgili bölümünde dahili olarak veya harici senkronize bir dosya olarak tutulmaktadır.

Yaygın olarak kullanılan ses arşivleme formatları WAV, WMA, MPA, MP2, OGG, MP3, AU, AIF, IFF, SND, MID, IDI ve RMI'dır. Sık kullanılan video formatları ise AVI, DVD (.ifo, .vob), MPEG1, MPEG2 (MPEG2 uyumlu decoder gerektirir), Ogg, Quicktime, WAV, Windows Media Formats (WMA, WMV, ASF), DICOM, ISO (MP4, AAC, AVC) ve Flash (FLV, F4V) formatıdır. Görüntü ve ses işlemede bir şekilde yaygın kullanılan veri arşivleme formatları ABIC, AFP, ANI, AVI, BMP, CIN, CLP, CMP-LEAD, CMW-LEAD Wavelet Compressed, CRW-Canon RAW, CUR, CUT-Dr.Halo, DCR, DCS, DCX-DCX, DICOM-DICOM, DJVU-DjVu, ECW, EMF, EPS, EXIF, FIT-FITS, FLC-Flic, FPX, GIF, ICO, IFF, JBG-JBIG, JPG, JP2-JPEG 2000, KDC, MPG-MPEG, MRC, MRC-LEADTOOLS, MRC-LEADTOOLS, PBM, PCD, PCT, PCX-PCX, PDF, PNG, PS-PostScript, PSD-PhotoShop 3.0, PSP-Paint Shop Pro, RAS-SUN, RTF-Rich Text, SCT-Scitex, SFF-Structured Fax File, SGI, SID-MrSID,

TGA, TIFF, TIFX-Xerox, WBMP, WMF, WPG, XPM-XPicMap ve XWD-X WindowDump'dur.

ID3 gibi yaygın metaveri standartları ilgili verileri format tanımlayıcı, yönetici ve tanımlayıcı segmentler halinde organize etmektedir. Format tanımlayıcı metaveri arşivleme formatını tanımlar, yönetici metaveriler verinin kaynağı, kullanıma elverişliliği, dosyanın statüsü (daimi geçici) gibi tanımlamaları içerir ve tanımlayıcı metaveriler ürün sahibi ve içerik gibi bilgileri sağlar. ID3 temel olarak MP3 ses formatına metaveri eklemeye olanak sağlamak üzere geliştirilmiş bir metaveri, standardıdır. ID3 ses işareti tanımı için 30, konuşmacı tanımlamak için 30, ses dosyası numaralamak / etiketlemek için 30, zaman bilgisi için 4, genel yorum eklemek için 30 karakter ve veri içerik tanımlayıcısı için 1 byte alan kullanımına izin vermektedir. Dolayısıyla GPS verileri gibi bazı konumlama bilgileri MP3'e ID3v1 standardında ilgili MP3 dosyasının ses verilerini içeren bölümünün altındaki metaveri bölümüne eklenti olarak gömülebilmektedir. Bu durumda veri içerik tanımlayıcısı için 148 (sınıflandırılmamış veri) değeri kullanılabilir. 1998'de geliştirilen ID3v2 IDv1'e kıyasla daha gelişmiştir. ID3v2 ile ID3v1'de veri tanımları için ayrılan alanlar genişletilmiştir. Ayrıca yeni veri tanımlama alanları eklenmiştir. Günümüzde IDv2.3.0 standardı yaygın olarak kullanılmaktadır. ID3 temelde ses verileri için bir harici veritabanı tutma ihtiyacını ortadan kaldırmaktadır. ID3 iTunes, Windows Media Player, Winamp, VLC gibi platformlar ve iPod, Creative Zen, Samsung Galaxy ve Sony Walkman gibi donanımlarınca desteklenmektedir. Bu durum birçok yazılım ve donanımın hâlihazırda konum bilgisi içerikli ses verisi derlemeye uygun ses formatlarına destek sağladığını göstermektedir.

Şekil 13'de ses derlemek için kullanılan bir yazılımda ilgili ID3 meta data bloğunun senkronize verilerle ilintilendirilmesi gösterilmiştir.

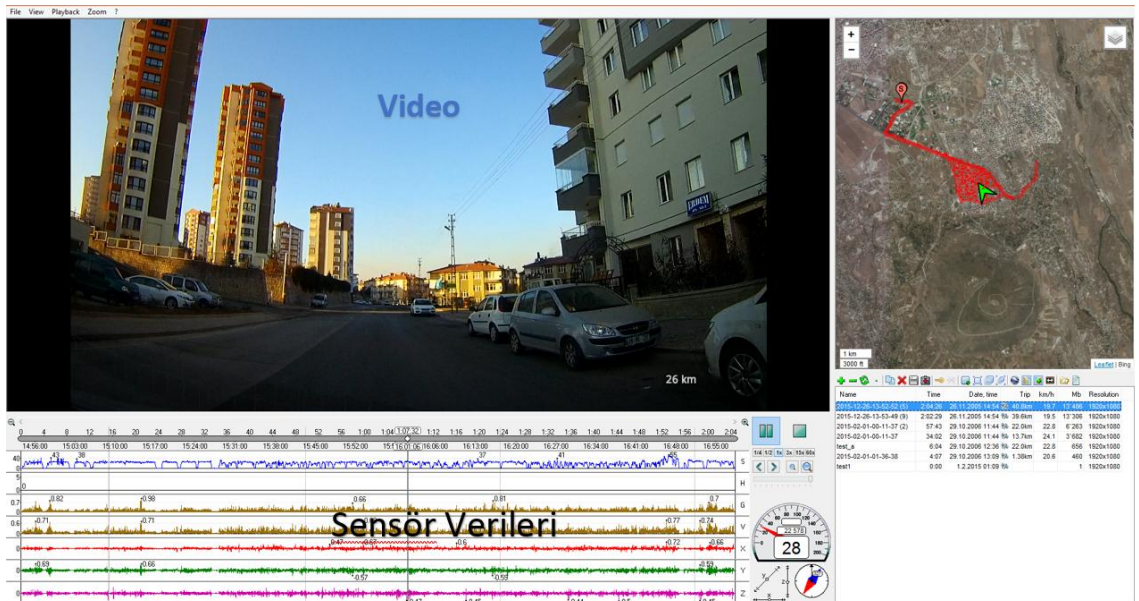


Şekil 13. Geo-Audio derlemek için kullanılan bir yazılımda ID3 meta data bloğunun ayarlanması.

Konuşma tanıma konusunda önceki bölümlerde sunulan çalışmalar konuşma tanıma konusunda oldukça yüksek başarı oranlarının elde edilebildiğini göstermiştir.

Bu bölümde konumsal içerikli konuşma verisi (geo-audio) içeren video verilerden (geo-video) sesli etkileşimle veri ayıklanması konusunda bir uygulama sunulmuştur.

Sesli komutlar, istatistiksel modellere Bölüm 3' de açıklanan az sayıda tekrarlı, sentetik veri ile geliştirilmiş BSA-GMM tabanlı konuşma tanıma tekniği ile öğretilmiştir. Şekil 14' de Geovideo ve Geoaudio derlemek için kullanılan platformdan bir sahne gösterilmektedir.





Şekil 14. Geovideo ve Geoaudio derlemek için kullanılan platformla elde edilen verilerin bir bölümünün Datakam yazılımında görselleştirilmesi.

MP4 ses işareti, gps, gyro, ivmeölçer, g-sensör verileri gibi video dışı verileri bir meta veri formatında içerebilmektedir. ‘movLogDVR’ MP4 üzerinde GPS, G-sensör, ortalama hız, toplam mesafe, gözlem / seyahat başlangıç ve bitiş saati gibi verileri meta data düzeninde tutabilmektedir.

Geoaudio ve Geovideo verileri movLogDVR standardında video, konuşma, g-sensör ve GPS verilerini içerecek şekilde araç içi bir kamera kullanılarak Talas Caddesi boyunca derlenmiştir. Derlenen geovideo 30fps hızda, 8-bit, 1920x1080 RGB boyutlu çerçevelerden oluşmaktadır.

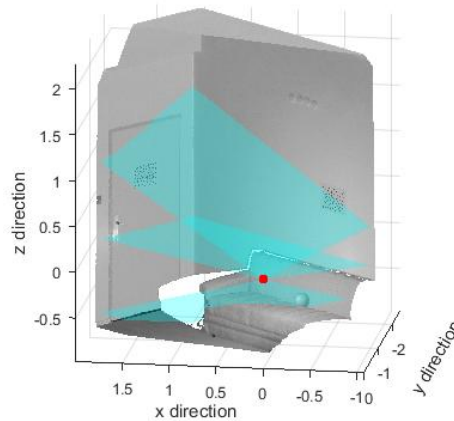
Gerçekleştirilen uygulamada Talas Caddesi boyunca g-sensör ve GPS verilerini içeren video konuşma verisiyle daha sonra sorgulama amacıyla kullanmak için indekslenmiştir. Geliştirilen konuşma tanıma yöntemi ile videoya ses olarak eklenen sinyaller metne dönüştürülmüş ve ilgili frame ait diğer konum bilgileriyle veri tabanına aktarılmıştır. Tablo 15’de konuşma tanıma etkileşimi ile Coğrafi Veri Tabanları için geovideo ve geoaudio kullanarak veri derleme konusunda gerçekleştirilen bazı deneylere ait sonuçlar sunulmuştur.

Tablo 15. Konuşma tanıma etkileşimi ile geovideo’ dan elde edilen bilgilerden bazıları.

Etkileşim İçin Kullanılan Kelime	Longitude (E)	Latitude (N)	İşaret
Trafik İşaret	35.522905	38.704551	
Trafik İşaret	35.522932	38.700307	
Trafik İşaret	35.526767	38.708405	

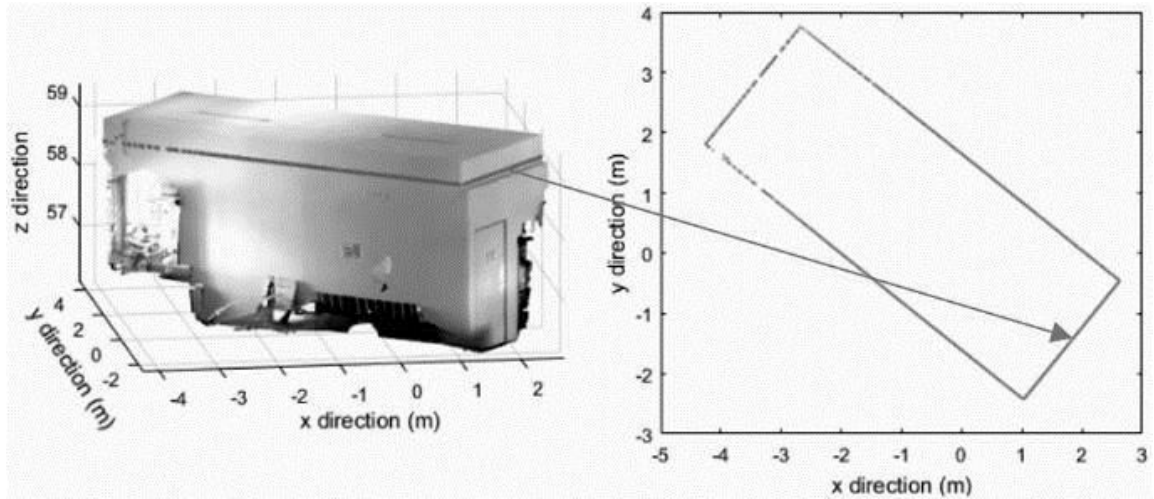
Sanal gerçeklik uygulamalarında en önemli sorunlardan biriside kullanıcı arabirimi ile etkileşimi sağlamaktır. Sesli iletişim ve doğal dil işleme tekniklerinden yararlanılarak kullanıcı arabirimi ile iletişim kurulabilir. Örneğin kullanıcı ayırık kullanıcı bağımlı dar sözlük kelime tanıma tekniği kullanarak 'Komut'+ 'Kesit'+ 'Hesapla'+ '4'+ '5'+ 'Göster' komut seti ile bulunulan konumda $\pm 45^0$ kesitleri kolayca elde edebilir.

Şekil 16'da örnek tarama geometrisi test verisi üzerinde üç lazer ölçme düzlemi kullanılarak gösterilmiştir. Elde edilen nokta bulutu ve 3D taşıyıcının pan/tilt açılarıyla adreslenen lazer düzlemin veya varsayımsal bir düzlemin arakesiti hesaplandığında istenilen yönelimde fiziksel ortamın kesiti alınabilir. Yatay düzlemler nokta bulutunun arakesiti fiziksel ortamın bir planını verir. İlgili grafiğin hesaplanmasında nokta bulutları ilgili düzlem üzerine izdüşürülmüştür. İlgili düzlemler konveks-poligonlar (convexhull) halinde renklendirilerek gösterilmiştir. Lazer ölçülerinin doğasından kaynaklanan hatalar nedeniyle oluşan bozunumlardan korunmak için mesafe tabanlı eleme, ortalama alma veya ortanca değeri kullanma yöntemleri sınanmıştır. Mesafe tabanlı ölçü eleme orijinal verilere sadık kalmayı sağladığından üretilen kesitin kalitesine daha çok katkı yapmaktadır. Ölçmeler yeterli derecede yoğunsa noktaları düzleme indirgemek kesit almak için çoğu kez yeterlidir. Aksi durumda, ilgili düzlemin aralarından geçtiği 3D noktaların tanımladığı 3D doğrularla ayrı ayrı arakesiti olan 3D noktaların hesaplanması gerekir. Bu durum hesaplama yükünü belirgin şekilde arttırmaktadır.



Şekil 15. 3D tarama geometrisi (veri üzerinde örnek gösterim); x-eksenine göre - $300^0, 0^0, 300^0$ dönük lazer ölçü düzlemleri (kırmızı nokta ölçü merkezini, $merkez = [0,0,0]$, göstermektedir).

Şekil 16’da nokta bulutundan yatay kesit hesaplama sürecinin sonucu gösterilmiştir. Yatay kesit Eşitlik 30 kullanılarak $\vec{n} = [0 \ 0 \ 1]'$ ve $x_0 := x_{ref}$ için tanımlanan yatay düzlem üzerine, bu düzleme $|\pm 2|mm.$ ’den daha yakın noktaların iz düşürülmesiyle hesaplanmıştır. Burada z ekseninde kesit hesaplandığından $x_{ref} = [0 \ 0 \ z_{ref}]$ olarak tanımlanmıştır.



Şekil 16. Nokta bulutundan yatay kesit hesaplama işlemi

Referans zemin düzlemini tanımlamak için öncelikle ilgili zemine ait ölçme verileri filtrelenmiştir. Ardından hesaplanan zemin düzleminin yatay düzleme istenilen referans kodda paralel hale gelmesi sağlanacak şekilde tüm ölçme verileri döndürülmüş ve ötelenmiştir.

$$kesit = \left\{ x_{ind} \mid ind \leftarrow \left| \vec{n} \cdot (x_{ind} - x_{ref}) \right| \leq s_{threshold}, x_{ind} = \{X, Y, Z\} \right\} \quad (30)$$

Elde edilen deneysel sonuçlar bu tezde amaçlanan hedeflere pratik uygulamalarla ulaşılabileceğini göstermiştir. Konuşma tanıma tabanlı etkileşim geovideo işlemede kullanıma çok uygundur. Elde edilen verilerin niteliği multimedya Coğrafi Bilgi Sistemlerine uyumlu format ve standartlara kolaylıkla dönüştürülmeye uygundur. Bu tez çalışmasının kapsamı düşük kaynaklarla yüksek seviyede konuşma tanıma başarımının Coğrafi Veri derlemeye uyarlanması olduğundan, elde edilen verilerin konumsal veri standartlarına uyumlu hale getirilmesi için gerekli veri geliştirme ve modelleme konularına ayrıca değinilmemiştir.

5. BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER

Geo-Video ve Geo-Audio tabanlı veri toplama, veri etiketleme, içerik indeksleme ve bilgi üretme teknikleri, Coğrafi Bilgi Sistemleri için gerekli olan dinamik içerikli veri işleme alanında belirgin üstünlüklere sahiptir. Video ve diğer görüntüleme teknikleri insan için en büyük veri hacmi kaynağı olan görsel algılamayı bilgi sistemleri için analogik olarak kullanma olanağı sağlamaktadır. Görsel bilgi, gözlemlenen sahneye ait nesnelere hakkında doku, görece konum, şekil ve genel durum gibi özellikler hakkında bilgi sağlar. Doku nesnelere en önemli özellikleri arasındadır. Bitki örtüsünün gelişimi sağlığı, yaprak yüzey alanı ve kalitesi, araçların rengi, tipi, binaların dış düzeylerine bakım gerekip gerekmediği, toplam kentsel yüzey özelliklerinin ısı adalarına katkısı gibi birbirinden farklı birçok uygulamada yüzey dokusuna ait özellikler kullanılabilir. Çok spektrumlu konumsal doku içeriği sağlama kapasitesi Geo-Video teknolojisinin çevresel değişimleri izleme, yorumlama ve derecesini etiketlemede kullanılmalarını sağlamaktadır. Günümüzde Geo-Video teknolojisi buzul hareketlerinin izlenmesinden, trafik planlamaya, kentsel alan dokümantasyonundan eğitime, otomatik araç kontrolünden ileri seviyeli bilgi sistemi analizlerine değin çok geniş bilimsel bir alanda kullanılmaktadır. Video içeriğinin indekslenmesine veya doğrudan etiketlenmiş inanılmaz sayıda anahtar video çerçeveyi öğrenmeye dayalı modern yapay zeka uygulamaları gelecekte insan hayatını daha da kolaylaştıran teknolojilere kapı açacaktır. Görme duyusu zayıf veya bulunmayan kimselerin hayatı pattern tanıyabilen, konum içeriği sağlayan, bir bilgi sisteminde indekslenmemiş olsa bile video içeriğinde tanımlanabilen nesnelere, kurumları, kurum veya araçlara ulaşım kolaylıklarını Geo-Video teknolojileri sağlayabilecektir. Gelecekte uzayda veya denizaltında bilinmeyen ortamlarda robotik teknolojiler kullanılarak gerçekleştirilecek jeolojik keşiflerde nesne tanımlama, risk algılama, kapasite belirleme

ve bakım-onarım uygulamalarında Geo-Video teknolojileri daha da belirgin bir yer edinecektir.

Sanal Gerçeklik ve arttırılmış sanal gerçeklik alanında sağlanan ilerlemeler günümüzde bile önemli ölçüde konumsal video kullanmaktadır. Bu alanda kullanılan Geo-Video teknolojileri sayısal navigatörler oluşturma, kentsel / coğrafi lokasyon tanıtımı / rehberliği, savunma veya eğitim amaçlı alan öğrenme uygulamaları gibi görece yeni uygulamaların geliştirilmesine olanak sağlamaktadır.

Sanal ortam paylaşımı ve tele-operasyon, kaza ve keşif alanı incelemede konumsal video kullanan görece yeni alanlardır. Gelecekte, günümüzde insan kapasitesine bağımlı birçok işlem daha hızlı ve daha geniş veri işleme kapasitesine sahip araçlar tarafından gerçekleştirilecektir. Bu araçların işleyeceği en önemli veri kaynaklarından birisi de Geo-Video teknolojileri tarafından sağlanacak olan verilerdir.

Konumsal video teknolojileri farklı spektral bantlardan veya farklı kaynaklardan görüntü sağlama, ses verisi içirme, metadata desteği sağlama, indekslenebilirlik, veri bütünlüğünü kararlı bir şekilde koruma, sayısal işlenebilirlik, konumsal tanımlanabilirlik, dinamik nesne izleme, değişim modelleme, farklı algılayıcı tipleri ile entegre edilebilme, farklı veri kaynakları ile senkronize çalışma gibi bir çok avantaja sahiptir. Bunun yanında video işlemede klasik yöntemlerle indekslenemeyecek / etiketlenemeyecek kadar büyük veri hacmi söz konusudur; sadece iki saatlik veri 215784 video çerçeve içerebilir. Veri hacmi video hızı ve çerçeve çözünürlüğünün bir fonksiyonudur. Geo-Video işlemede karşılaşılan yüksek veri hacmi hızlı ve güçlü hesaplama platformlarına ihtiyaç duyar, kullandığı teknolojilerin görece aşırı farklılığı veri işlemede birçok teknolojiyi iç içe uygulama ihtiyacını ortaya çıkartır.

Konuşma işleme teknolojileri günümüzde Geo-Video teknolojileri ile entegre haldedir. Konumsal Video'yu sorgulama, metadata içeriği formunda veri sağlama, metadata'yı sorgulama, değiştirme, veri alanı ve veri ekleme gibi birçok fonksiyon konuşma tanıma teknolojileri ile sağlanmaktadır. Turizm ve eğitim alanında bulunan veya girilen bir lokasyona ait tanıtım konuma bağımlı aktifleşen ses ve video dosyaları yardımıyla otomatik olarak yapılabilmektedir. Konuşma tanıma görece video işlemeden daha zordur. Bunun en önemli nedeni konuşma tanımının video verilerin aksine veri kaynağına ve yapısına bağımlılık göstermesidir; konuşma tanıma algoritmaları

kullanılan dilin özelliklerine göre ciddi modifikasyonlara ihtiyaç duyar. Birçok araştırmacı ayırık ve sürekli konuşma tanıma konusunda ciddi ilerlemeler sağlamıştır. Gerçekleştirilen pek çok çalışma ayırık, sözlük tabanlı, kullanıcı bağımlı konuşma tanıma teknolojilerinin görece çok yüksek başarı sağladığını raporlamıştır. Bununla birlikte konuşmacının ayırık sözcük tanımada ilgili sözcüklerin farklı telaffuzlarla ortaya çıkan istatistiksel özelliklerini yeterince doğru modelleyebilecek veri havuzunu oluşturması zaman alıcıdır.

Bu tez çalışması araştırma alanı olarak yukarıda anılan yüksek uygulama geliştirme kapasiteleri nedeniyle konuşma tanıma ve konuşma tanıma tabanlı konumsal video işleme konusunda yoğunlaşmıştır. Konuşma tanıma ayırık, konuşmacı bağımlı, çok-geniş sözlüklü, kısıtlı-tekrarlı (sadece bir) bir problem olarak ele alınmıştır. Klasik konuşma tanıma teknolojilerinin konuşma tanıma kapasiteleri analiz edildikten sonra, zaman modifikasyonlu verilerin de kullanıldığı evrimsel arama tabanlı konuşma tanıma uygulamaları gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar konuşma tanımada bazı uygulamalarda çok yüksek başarının elde edildiğini (400 kelime ve 2000 test için başarı >%98'den çok) göstermektedir. Bu durum konuşma işaretinin veri toplama, konum işaretli anahtar-kelime izleme gibi farklı alanlarda güvenle kullanımı için yeterlidir. Sağlanan tanıma başarısı konumsal video sorgulama için kullanılmıştır. Bu amaçla konumsal video sesli olarak derlenmiş ve sorgulama anahtar-kelime tanıma uygulaması olarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar konuma bağlı çerçeve imgeler halinde raporlanmıştır.

Elde edilen sonuçlar, konuşma tanımının ve Geo-Video teknolojilerinin konumsal bilgi sistemleri için ciddi kullanım kapasitesine sahip olduğunu göstermiştir.

KAYNAKLAR

1. Pundt, H., Brinkkotter-Runde, K., 2000. Visualization of spatial data for field based GIS. **Computers & Geosciences**, **26** (1): 51-56.
2. Mills, J. W., Curtis, A., Kennedy, B., Kennedy, S. W., Edwards, J. D., 2010. Geospatial video for field data collection. **Applied Geography**, **30** (4): 533-547.
3. Crockford, C., Agius, H., 2005. Modelling VCR-like video content navigation. **Displays**, **26** (2): 79-96.
4. Cassettari, S., 1993. Geo-referenced image-based systems for urban information management. **Computers, Environment and Urban Systems**, **17** (4): 287-295.
5. Doran, B. J., Lees, B. G., 2005. Investigating the spatiotemporal links between disorder, crime, and the fear of crime. **The Professional Geographer**, **57** (1): 1-12.
6. Maantay, J., Maroko, A., 2009. Mapping urban risk: Flood hazards, race, & environmental justice in New York. **Applied Geography**, **29** (1): 111-124.
7. Jerrett, M., Cockburn, M., Feng, G., Sun, P., Chou, C. P., Chen, N., Palmer, P., Pike, J., Johnson, A., 2006. Using GPS and GIS to assess the exposure of teenagers to tobacco, alcohol, and fast food outlets in Chengdu, China. **Epidemiology**, **17** (6): S38-S39.
8. Tao, C. V., 2000. Mobile mapping technology for road network data acquisition. **Journal of Geospatial Engineering**, **2** (2): 1-14.
9. Curtis, A., Mills, J. W., 2012. Spatial video data collection in a post-disaster landscape: the Tuscaloosa Tornado of April 27th 2011. **Applied Geography**, **32** (2): 393-400.
10. Montoya, L., 2003. Geo-data acquisition through mobile GIS and digital video: an urban disaster management perspective. **Environmental Modelling & Software**, **18** (10): 869-876.

11. Çivicioğlu, P., Karkinli, A. E., Beşdok, E., 2012. Konuşma Tanıma Algoritmalarının Cbs'de Kullanımı Ve Dsa Tabanlı Bir Konuşma Tanıma Uygulaması, pp. 4. *Uzaktan Algılama Ve Cbs Sempozyumu, 16-19 Ekim 2012, Zonguldak/TÜRKİYE*
12. Hunter, A., Tao, C. V., 2002. Ubiquitous GIS, Data Acquisition and Speech Recognition. **International Archives Of Photogrammetry Remote Sensing And Spatial Information Sciences**, **34** (4): 593-598.
13. Dux, D. L., 2001. A speech recognition system for data collection in precision agriculture. Purdue University, Ph.D., Ann Arbor.
14. Matoušek, J., Tihelka, D., "Slovak text-to-speech synthesis in ARTIC system," *International Conference on Text, Speech and Dialogue*, 2004, pp. 155-162.
15. Handley, Z., 2009. Is text-to-speech synthesis ready for use in computer-assisted language learning? **Speech Communication**, **51** (10): 906-919.
16. Morton, H., Gunson, N., Marshall, D., McInnes, F., Ayres, A., Jack, M., 2011. Usability assessment of text-to-speech synthesis for additional detail in an automated telephone banking system. **Computer Speech and Language**, **25** (2): 341-362.
17. Price, K. J., Lin, M., Feng, J. J., Goldman, R., Sears, A., Jacko, J., 2009. Nomadic Speech-Based Text Entry: A Decision Model Strategy for Improved Speech to Text Processing. **International Journal of Human-Computer Interaction**, **25** (7): 692-706.
18. Hwang, W.-Y., Shadiev, R., Kuo, T. C., Chen, N.-S., 2012. Effects of Speech-to-Text Recognition Application on Learning Performance in Synchronous Cyber Classrooms. **Educational Technology & Society**, **15** (1): 367-380.
19. Davis, K., Biddulph, R., Balashek, S., 1952. Automatic recognition of spoken digits. **The Journal of the Acoustical Society of America**, **24** (6): 637-642.
20. Baum, L. E., Petrie, T., Soules, G., Weiss, N., 1970. A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains. **The annals of mathematical statistics**, **41** (1): 164-171.
21. Klatt, D. H., 1977. Review of the ARPA speech understanding project. **The Journal of the Acoustical Society of America**, **62** (6): 1345-1366.

22. Frantz, G., Wiggins, R., 1981. The development of " Solid state speech" technology at Texas Instruments. **IEEE Acoustics, Speech, and Signal Processing Newsletter**, **53** (1): 34-38.
23. Juang, B.-H., Rabiner, L., 2006. Speech recognition, automatic: History.
24. Barnett, J., Corrada, A., Gao, G., Gillick, L., Ito, Y., Lowe, S., Manganaro, L., Peskin, B., "Multilingual speech recognition at Dragon Systems," *Spoken Language, 1996. ICSLP 96. Proceedings., Fourth International Conference on, 1996*, pp. 2191-2194.
25. Burton, D., Shore, J., Buck, J., 1985. Isolated-word speech recognition using multisection vector quantization codebooks. **IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing**, **33** (4): 837-849.
26. Furui, S., 1986. Speaker-Independent Isolated Word Recognition Using Dynamic Features of Speech Spectrum. **IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing**, **34** (1): 52-59.
27. Woodland, P. C., 1990. Isolated Word Speech Recognition Based on Connectionist Techniques. **British Telecom Technology Journal**, **8** (2): 61-66.
28. Gu, H. Y., Tseng, C. Y., Lee, L. S., 1991. Isolated-Utterance Speech Recognition Using Hidden Markov-Models with Bounded State Durations. **IEEE Transactions on Signal Processing**, **39** (8): 1743-1752.
29. Wang, J. F., Wu, C. H., Chang, S. H., Lee, J. Y., 1991. A Hierarchical Neural Network Model Based on a C/V Segmentation Algorithm for Isolated Mandarin Speech Recognition. **IEEE Transactions on Signal Processing**, **39** (9): 2141-2146.
30. Kim, S. N., Hwang, I. C., Kim, Y. W., Kim, S. W., 1996. A VLSI chip for isolated speech recognition system. **IEEE Transactions on Consumer Electronics**, **42** (3): 458-467.
31. Lipeika, A., Lipeikienė, J., Telksnys, L., 2002. Development of isolated word speech recognition system. **Informatica**, **13** (1): 37-46.
32. Raškinis, G., Raškinienė, D., 2003. Building medium-vocabulary isolated-word lithuanian hmm speech recognition system. **Informatica**, **14** (1): 75-84.

33. Vroomen, J., Van Zon, M., De Gelder, B., 1996. Cues to speech segmentation: Evidence from juncture misperceptions and word spotting. **Memory & Cognition**, **24** (6): 744-755.
34. Dharanipragada, S., Roukos, S., 2002. A multistage algorithm for spotting new words in speech. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**, **10** (8): 542-550.
35. Scagliola, C., 1985. Language models and search algorithms for real-time speech recognition. **International Journal of Man-Machine Studies**, **22** (5): 523-547.
36. Hansen, J. H., Cairns, D. A., 1995. Icarus: Source generator based real-time recognition of speech in noisy stressful and lombard effect environments☆. **Speech Communication**, **16** (4): 391-422.
37. Stogiannos, P., Dollas, A., Digalakis, V., "A configurable logic based architecture for real-time continuous speech recognition using hidden Markov models," in *Field-Programmable Custom Computing Technology: Architectures, Tools, and Applications*, ed: Springer, 2000, pp. 97-114.
38. Li, Q., Zheng, J., Tsai, A., Zhou, Q., 2002. Robust endpoint detection and energy normalization for real-time speech and speaker recognition. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**, **10** (3): 146-157.
39. Cheng, O., Abdulla, W., Salcic, Z., 2011. Hardware–software codesign of automatic speech recognition system for embedded real-time applications. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, **58** (3): 850-859.
40. Noguchi, H., Miura, K., Fujinaga, T., Sugahara, T., Kawaguchi, H., Yoshimoto, M., 2011. VLSI architecture of GMM processing and Viterbi decoder for 60,000-word real-time continuous speech recognition. **IEICE transactions on electronics**, **94** (4): 458-467.
41. Watson, C., Kewley-Port, D., Maki, D., Reed, D., 1987. Evaluation of a speaker-dependent recognition metric as a substitute for human judgments of speech quality. **The Journal of the Acoustical Society of America**, **81** (S1): S95-S95.

42. Mercier, G., Bigorgne, D., Miclet, L., Guennec, L. L., Querre, M., 1989. Recognition of speaker-dependent continuous speech with KEAL. **IEE Proceedings I - Communications, Speech and Vision**, **136** (2): 145-154.
43. Unnikrishnan, K., Hopfield, J. J., Tank, D. W., 1991. Connected-digit speaker-dependent speech recognition using a neural network with time-delayed connections. **IEEE Transactions on Signal Processing**, **39** (3): 698-713.
44. Lucey, S., Chen, T., Sridharan, S., Chandran, V., 2005. Integration strategies for audio-visual speech processing: applied to text-dependent speaker recognition. **IEEE Transactions on Multimedia**, **7** (3): 495-506.
45. Lee, K.-F., 1990. Context-dependent phonetic hidden Markov models for speaker-independent continuous speech recognition. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, **38** (4): 599-609.
46. Huang, X., Lee, K.-F., 1993. On speaker-independent, speaker-dependent, and speaker-adaptive speech recognition. **IEEE Transactions on Speech and Audio processing**, **1** (2): 150-157.
47. Lee, D., Oh, J., Loh, W.-K., Yu, H., 2016. GeoVideoIndex: Indexing for georeferenced videos. **Information Sciences**, **374**: 210-223.
48. Lu, Y., Shahabi, C., Kim, S. H., 2016. Efficient indexing and retrieval of large-scale geo-tagged video databases. **GeoInformatica**: 1-29.
49. Bagheri, S., Zheng, J. Y., Sinha, S., 2016. Temporal mapping of surveillance video for indexing and summarization. **Computer Vision and Image Understanding**, **144**: 237-257.
50. Mikhailov, A., 2014. An indexing-based approach to pattern and video clip recognition. **Automation and Remote Control**, **75** (12): 2201-2211.
51. Ma, H., Ay, S. A., Zimmermann, R., Kim, S. H., 2014. Large-scale geo-tagged video indexing and queries. **GeoInformatica**, **18** (4): 671-697.
52. Fuentes, S., Poblete-Echeverría, C., Ortega-Farias, S., Tyerman, S., De Bei, R., 2014. Automated estimation of leaf area index from grapevine canopies using cover photography, video and computational analysis methods. **Australian Journal of Grape and Wine Research**, **20** (3): 465-473.

53. Priya, G. L., Domnic, S., 2014. Shot based keyframe extraction for ecological video indexing and retrieval. **Ecological Informatics**, **23**: 107-117.
54. Inoue, N., Shinoda, K., 2013. q-Gaussian mixture models for image and video semantic indexing. **Journal of Visual Communication and Image Representation**, **24** (8): 1450-1457.
55. Inoue, N., Shinoda, K., 2012. A fast and accurate video semantic-indexing system using fast MAP adaptation and GMM supervectors. **IEEE Transactions on Multimedia**, **14** (4): 1196-1205.
56. Tsai, Y., Huang, Y., 2010. Automatic detection of deficient video log images using a histogram equity index and an adaptive gaussian mixture model. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering**, **25** (7): 479-493.
57. Shinoda, K., Inoue, N., 2013. Reusing speech techniques for video semantic indexing [applications corner]. **IEEE Signal Processing Magazine**, **30** (2): 118-122.
58. Feris, R. S., Siddiquie, B., Petterson, J., Zhai, Y., Datta, A., Brown, L. M., Pankanti, S., 2012. Large-scale vehicle detection, indexing, and search in urban surveillance videos. **IEEE Transactions on Multimedia**, **14** (1): 28-42.
59. Zampoglou, M., Papadimitriou, T., Diamantaras, K. I., 2010. From low-level features to semantic classes: Spatial and temporal descriptors for video indexing. **Journal of Signal Processing Systems**, **61** (1): 75-83.
60. Piro, P., Anthoine, S., Debreuve, E., Barlaud, M., 2010. Combining spatial and temporal patches for scalable video indexing. **Multimedia Tools and Applications**, **48** (1): 89-104.
61. Adami, N., Boschetti, A., Leonardi, R., Migliorati, P., 2010. Embedded indexing in scalable video coding. **Multimedia Tools and Applications**, **48** (1): 105-121.
62. Sato, Y., Masunaga, Y., "A novel indexing method for digital video contents using a 3-dimensional city map," *International Workshop on Web and Wireless Geographical Information Systems*, 2004, pp. 221-231.
63. Zhang, D., Nunamaker, J. F., 2004. A natural language approach to content-based video indexing and retrieval for interactive e-learning. **IEEE Transactions on multimedia**, **6** (3): 450-458.

64. Lienhart, R., Effelsberg, W., 2000. Automatic text segmentation and text recognition for video indexing. **Multimedia systems**, **8** (1): 69-81.
65. Shearer, K., Venkatesh, S., Kieronska, D., 1996. Spatial indexing for video databases. **Journal of Visual Communication and Image Representation**, **7** (4): 325-335.
66. Burke, R., 1996. Conceptual indexing and active retrieval of video for interactive learning environments. **Knowledge-Based Systems**, **9** (8): 491-499.
67. Yeun-Bae, K., Shibata, M., 1996. Content-Based Video Indexing and Retrieval--A Natural Language Approach. **Ieice transactions on information and systems**, **79** (6): 695-705.
68. Kolvoord, A., Uttal, D. H., Meadow, N. G., 2011. Using video case studies to assess the impact of the use of GIS on secondary students' spatial thinking skills Robert. **Procedia-Social and Behavioral Sciences**, **21**: 372-379.
69. Ertl, G., Gleixner, G., Ranzinger, M., 1993. move-X: A system for combining video, computer animation, and GIS data. **Computers, environment and urban systems**, **17** (4): 367-372.
70. Ghadirian, P., Bishop, I. D., 2008. Integration of augmented reality and GIS: A new approach to realistic landscape visualisation. **Landscape and Urban Planning**, **86** (3): 226-232.
71. Huang, W., Sun, M., Li, S., 2016. A 3D GIS-based interactive registration mechanism for outdoor augmented reality system. **Expert Systems with Applications**, **55**: 48-58.
72. Tsai, M.-K., Lee, Y.-C., Lu, C.-H., Chen, M.-H., Chou, T.-Y., Yau, N.-J., 2012. Integrating geographical information and augmented reality techniques for mobile escape guidelines on nuclear accident sites. **Journal of environmental radioactivity**, **109**: 36-44.
73. Lin, H.-F., Chen, C.-H., 2015. Design and application of augmented reality query-answering system in mobile phone information navigation. **Expert Systems With Applications**, **42** (2): 810-820.
74. Bacca, J., Baldiris, S., Fabregat, R., Graf, S., 2015. Mobile Augmented Reality in Vocational Education and Training. **Procedia Computer Science**, **75**: 49-58.

75. Xu, K., Chia, K. W., Cheok, A. D., 2008. Real-time camera tracking for marker-less and unprepared augmented reality environments. **Image and Vision Computing**, **26** (5): 673-689.
76. Niebles, J. C., Wang, H., Fei-Fei, L., 2008. Unsupervised learning of human action categories using spatial-temporal words. **International journal of computer vision**, **79** (3): 299-318.
77. Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., 2015. Imagenet large scale visual recognition challenge. **International Journal of Computer Vision**, **115** (3): 211-252.
78. Huang, S., Li, X., Zhang, Z., He, Z., Wu, F., Liu, W., Tang, J., Zhuang, Y., 2016. Deep Learning Driven Visual Path Prediction from a Single Image. **arXiv preprint arXiv:1601.07265**,
79. van Noord, N., Postma, E., 2016. Learning scale-variant and scale-invariant features for deep image classification. **Pattern Recognition**,
80. Navarrete, T., Blat, J., "A semantic approach for the indexing and retrieval of georeferenced video," *Proceedings of the 1st International Conference on Semantic-Enhanced Multimedia Presentation Systems-Volume 228*, 2006, pp. 88-100.
81. Yoo, J., Choi, J., Sung, K., Kim, J., "Vehicular image based geographic information system for telematics environments-integrating map world into real world," *Proceedings. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05.*, 2005, pp. 1206-1209.
82. El-Sheimy, N., 1996. A mobile multi-sensor system for GIS applications in urban centers. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, **31**: 95-100.
83. Kim, S.-S., Kim, K.-H., Kim, K.-O., 2003. Web-Based Media GIS Architecture Using the Virtual World Mapping Technique. **Korean Journal of Remote Sensing**, **19** (1): 71-80.

84. Kim, S.-S., Park, J.-H., "Geographic hypermedia using search space transformation," *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, 2004, pp. 368-371.
85. Kim, S.-S., Lee, S.-H., Kim, K.-H., Lee, J.-H., "A unified visualization framework for spatial and temporal analysis in 4D GIS," *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International*, 2003, pp. 3715-3717.
86. Hwang, T.-H., Choi, K.-H., Joo, I.-H., Lee, J.-H., "MPEG-7 metadata for video-based GIS applications," *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International*, 2003, pp. 3641-3643.
87. Lippman, A., "Movie-maps: An application of the optical videodisc to computer graphics," *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1980, pp. 32-42.
88. Ferguson, J., "Hidden Markov analysis: an introduction," *Proceedings of the Symposium on the Applications of Hidden Markov Models to Text and Speech, IDA-CRD, Princeton, NJ*, 1980.
89. Rabiner, L. R., 1989. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. **Proceedings of the IEEE**, **77** (2): 257-286.
90. Ganapathiraju, A., Hamaker, J., Picone, J., Ordowski, M., Doddington, G. R., 2001. Syllable-based large vocabulary continuous speech recognition. **IEEE Transactions on speech and audio processing**, **9** (4): 358-366.
91. Dhanalakshmi, P., Palanivel, S., Ramalingam, V., 2009. Classification of audio signals using SVM and RBFNN. **Expert Systems with Applications**, **36** (3): 6069-6075.
92. Harma, A., 2001. Linear predictive coding with modified filter structures. **IEEE transactions on speech and audio processing**, **9** (8): 769-777.
93. Baxes, G. A., 1994. Digital image processing: principles and applications. Wiley New York.
94. Paliwal, K. K., 1982. On the performance of the quefrency-weighted cepstral coefficients in vowel recognition. **Speech Communication**, **1** (2): 151-154.
95. Zheng, F., Zhang, G., Song, Z., 2001. Comparison of different implementations of MFCC. **Journal of Computer Science and Technology**, **16** (6): 582-589.

96. Hermansky, H., 1990. Perceptual linear predictive (PLP) analysis of speech. **the Journal of the Acoustical Society of America**, **87** (4): 1738-1752.
97. Huang, X., Jack, M., 1988. Performance comparison between semicontinuous and discrete hidden Markov models of speech. **Electronics Letters**, **24** (3): 149-150.
98. Rabiner, L., Juang, B.-H., 1993. Fundamentals of speech recognition.
99. Kruskal, J. B., Liberman, M., 1983. The symmetric time-warping problem: from continuous to discrete. **Time warps, string edits and macromolecules: The theory and practice of sequence comparison**: 125-161.
100. Myers, C., Rabiner, L., Rosenberg, A., 1980. Performance tradeoffs in dynamic time warping algorithms for isolated word recognition. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, **28** (6): 623-635.
101. Paliwal, K. K., Agarwal, A., Sinha, S. S., 1982. A modification over Sakoe and Chiba's dynamic time warping algorithm for isolated word recognition. **Signal Processing**, **4** (4): 329-333.
102. Fujimoto, M., Ariki, Y., 2007. Combination of GMM-based speech estimation method and temporal domain SVD-based speech enhancement for noise robust speech recognition. **Systems and Computers in Japan**, **38** (3): 23-38.
103. Rodríguez, E., Ruíz, B., García-Crespo, Á., García, F., "Speech/speaker recognition using a HMM/GMM hybrid model," *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, 1997, pp. 227-234.
104. Bouchard, H., "State-of-the-art and recent progress in hybrid HMM/ANN speech recognition," *International Conference on Artificial Neural Networks*, 1997, pp. 873-884.
105. Ting, H.-N., Yong, B.-F., Mirhassani, S. M., 2013. Self-adjustable neural network for speech recognition. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, **26** (9): 2022-2027.
106. Bottou, L., Soulie, F. F., Blanchet, P., Liénard, J.-S., 1990. Speaker-independent isolated digit recognition: Multilayer perceptrons vs. dynamic time warping. **Neural Networks**, **3** (4): 453-465.

107. Nandhini, S., Shenbagavalli, A. Voiced/Unvoiced Detection using Short Term Processing. **signal**, **4**: 8.
108. Li, Z., Ditang, F., "The research on speech feature representation method and distance measure method," *Pattern Recognition, 1988., 9th International Conference on*, 1988, pp. 631-633.
109. Gelegin, İ., Bolat, B., 2011. Ayrık Kelime Tabanlı Bir Konuşma Tanıma Sistemiyle Bilgisayar Kontrolü, pp. *Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu*.
110. Schafer, R. W., Rabiner, L. R., 1975. Digital representations of speech signals. **Proceedings of the IEEE**, **63** (4): 662-677.
111. Atal, B. S., 1976. Automatic recognition of speakers from their voices. **Proceedings of the IEEE**, **64** (4): 460-475.
112. Kido, K. i., "Digital Fourier Analysis: Advanced Techniques," ed: Springer, 2014.
113. Povey, D., Burget, L., Agarwal, M., Akyazi, P., Kai, F., Ghoshal, A., Glembek, O., Goel, N., Karafiát, M., Rastrow, A., 2011. The subspace Gaussian mixture model—A structured model for speech recognition. **Computer Speech & Language**, **25** (2): 404-439.
114. Reynolds, D. A., Quatieri, T. F., Dunn, R. B., 2000. Speaker verification using adapted Gaussian mixture models. **Digital signal processing**, **10** (1): 19-41.
115. Biernacki, C., Celeux, G., Govaert, G., 2003. Choosing starting values for the EM algorithm for getting the highest likelihood in multivariate Gaussian mixture models. **Computational Statistics & Data Analysis**, **41** (3): 561-575.
116. Moon, T. K., 1996. The expectation-maximization algorithm. **IEEE Signal processing magazine**, **13** (6): 47-60.
117. Arriola, Y., & Carrasco, R. A. (1990, September). An investigation into the integration of neural networks and Markov models for real-time automatic speech recognition. In *V European Signal Processing Conference EUSIPCO Proc.*
118. Beddoes, M. P., 1998. An artificial neuron approach to speech processing based on a hidden Markov model.

119. Brookes, D. M., Leung, M. H., 1998. Stereophonic speech recognition in noise using compensated hidden Markov models. **Electronics Letters**, **34** (19): 1827-1829.
120. Chien, J. T., 1999. Online hierarchical transformation of hidden Markov models for speech recognition. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**, **7** (6): 656-667.
121. Chien, J. T., Wang, H. C., 1997. Telephone speech recognition based on Bayesian adaptation of hidden Markov models. **Speech Communication**, **22** (4): 369-384.
122. Cong, L., Asghar, S., 1999. Robust speech recognition using fuzzy matrix/vector quantisation, neural networks and hidden Markov models.
123. Cui, X. D., Gong, Y. F., IEEE, 2003. Variable parameter Gaussian mixture hidden Markov modeling for speech recognition.
124. Deller, J. R., Snider, R. K., IEEE, 1990. Quantized Hidden Markov-Models For Efficient Recognition Of Cerebral-Palsy Speech. **1990 IEEE International Symp on Circuits and Systems, Vols 1-4**: 2041-2044.
125. Deng, L., 1994. Integrated Optimization of Dynamic Feature Parameters for Hidden Markov Modeling of Speech. **IEEE Signal Processing Letters**, **1** (4): 66-69.
126. Ephraim, Y. (1992). Gain-adapted hidden Markov models for recognition of clean and noisy speech. *IEEE Transactions on Signal Processing*, *40*(6), 1303-1316.
127. Foo, S. W., Lian, Y., Dong, L., 2004. Recognition of visual speech elements using adaptively boosted hidden Markov models. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, **14** (5): 693-705.
128. Gales, M. J. F., IEEE, 2009. Acoustic Modelling for Speech Recognition: Hidden Markov Models and Beyond?
129. Ghayoori, A., Hendessi, F., Sheikh, A., IEEE, 2004. Smooth ergodic hidden Markov model and its applications in text to speech systems.

130. Guo, J., & Lui, H. C. (1993, April). A multilayer perceptron postprocessor to hidden Markov modeling for speech recognition. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993. ICASSP-93., 1993 IEEE International Conference on* (Vol. 2, pp. 263-266). IEEE.
131. Hochberg, M. M., Niles, L. T., Foote, J. T., & Silverman, H. F. (1991, April). Hidden Markov model/neural network training techniques for connected alphadigit speech recognition. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991. ICASSP-91., 1991 International Conference on* (pp. 109-112). IEEE.
132. Huang, X. D., Hon, H. W., & Lee, K. F. (1989, October). Large-vocabulary speaker-independent continuous speech recognition with semi-continuous hidden Markov models. In *Proceedings of the workshop on Speech and Natural Language* (pp. 276-279). Association for Computational Linguistics.
133. Huang, X.D., Jack, M.A., 1988. Performance Comparison Between Semicontinuous and Discrete Hidden Markov-Models Of Speech. **Electronics Letters**, **24** (3): 149-150.
134. Hung, W. W., Wang, H. C., 1999. Smoothing hidden Markov models by using an adaptive signal limiter for noisy speech recognition. **Speech Communication**, **28** (3): 243-260.
135. Hwang, T. H., Wang, H. C., 1997. Adaptation scheme for hidden Markov models in noisy speech recognition. **Electronics Letters**, **33** (4): 257-258.
136. Jax, P., Vary, P., IEEE, 2003. Artificial bandwidth extension of speech signals using MMSE estimation based on a Hidden Markov Model.
137. Jung, S., Son, J., Bae, K., "Feature extraction based on wavelet domain hidden Markov tree model for robust speech recognition," in *Ai 2004: Advances in Artificial Intelligence, Proceedings*. vol. 3339, Webb, G. I.Yu, X., Eds., ed, 2004, pp. 1154-1159.
138. Katsamanis, A., Papandreou, G., Maragos, P., IEEE, "Audiovisual-to-articulatory speech inversion using active appearance models for the face and Hidden Markov Models for the dynamics," in *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vols 1-12*, ed, 2008, pp. 2237-2240.

139. Kim, H. R., Lee, H. S., 1991. Segmental Corrective Training For Hidden Markov Model Parameter-Estimation In Speech Recognition. **Electronics Letters**, **27** (18): 1633-1635.
140. Lee, J., Seo, C., Lee, K. Y., IEEE, "A new nonlinear prediction model based on the Recurrent Neural Predictive Hidden Markov Model for speech enhancement," in *2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vols I-IV, Proceedings*, ed, 2002, pp. 1037-1040.
141. Lee, K. S., 2008. EMG-based speech recognition using hidden Markov models with global control variables. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, **55** (3): 930-940.
142. Lee, M., Lee, J. C., "A study on high-order hidden Markov models and applications to speech recognition," in *Advances in Applied Artificial Intelligence, Proceedings*. vol. 4031, Ali, M.Dapoigny, R., Eds., ed, 2006, pp. 682-690.
143. Ljolje, A., Levinson, S. E., 1991. Development Of An Acoustic-Phonetic Hidden Markov Model For Continuous Speech Recognition. **IEEE Transactions on Signal Processing**, **39** (1): 29-39.
144. Mason, J. S., Zhang, X. M., 1990. Learning-Behavior Of Neural Networks And Hidden Markov-Models In Speech Recognition.
145. Melnikoff, S. J., Quigley, S. F., Russell, M. J., "Speech recognition on an FPA using discrete and continuous hidden Markov models," in *Field-Programmable Logic and Applications, Proceedings: Reconfigurable Computing Is Going Mainstream*. vol. 2438, Glesner, M., Zipf, P.Renovell, M., Eds., ed, 2002, pp. 202-211.
146. Milner, B. P., Vaseghi, S. V., IEEE, 1994. Speech Modelling Using Cepstral-Time Feature Matrices And Hidden Markov Models.
147. Morizane, K., Nakamura, K., Toda, T., Saruwatari, H., Shikano, K., IEEE, 2009. Emphasized Speech Synthesis Based on Hidden Markov Models.
148. Nwe, T. L., Foo, S. W., De Silva, L. C., 2003. Speech emotion recognition using hidden Markov models. **Speech Communication**, **41** (4): 603-623.

149. Pan, H., Levinson, S. E., Huang, T. S., Liang, Z. P., 2004. A fused hidden Markov model with application to bimodal speech processing. **IEEE Transactions on Signal Processing**, **52** (3): 573-581.
150. Pieraccini, R., 1991. Speaker Independent Recognition Of Italian Telephone Speech With Mixture Density Hidden Markov-Models. **Speech Communication**, **10** (2): 105-115.
151. Polur, P. D., Miller, G. E., 2005. Experiments with fast Fourier transform, linear predictive and cepstral coefficients in dysarthric speech recognition algorithms using hidden Markov model. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, **13** (4): 558-561.
152. Rabiner, L. R., 1989. A Tutorial on Hidden Markov-Models and Selected Applications In Speech Recognition. **Proceedings of the IEEE**, **77** (2): 257-286.
153. Richardson, M., Bilmes, J., Diorio, C., 2003. Hidden-articulator Markov models for speech recognition. **Speech Communication**, **41** (2-3): 511-529.
154. Roberts, W. J. J., Ephraim, Y., 2000. Hidden Markov modeling of speech using Toeplitz covariance matrices. **Speech Communication**, **31** (1): 1-14.
155. Rosdi, F., Aion, R. N., IEEE, 2008. Isolated Malay speech recognition using Hidden Markov Models.
156. Civicioglu, P., 2013. Backtracking search optimization algorithm for numerical optimization problems. **Applied Mathematics and Computation**, **219** (15): 8121-8144.
157. Storn, R., Price, K., 1997. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. **Journal of global optimization**, **11** (4): 341-359.
158. Qin, A. K., Suganthan, P. N., "Self-adaptive differential evolution algorithm for numerical optimization," *2005 IEEE congress on evolutionary computation*, 2005, pp. 1785-1791.
159. Verhelst, W., Roelands, M., "An overlap-add technique based on waveform similarity (WSOLA) for high quality time-scale modification of speech,"

- Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993. ICASSP-93., 1993 IEEE International Conference on*, 1993, pp. 554-557.
160. Charpentier, F., Stella, M., "Diphone synthesis using an overlap-add technique for speech waveforms concatenation," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP'86.*, 1986, pp. 2015-2018.
 161. Demol, M., Struyve, K., Verhelst, W., Paulussen, H., Desmet, P., Verhoeve, P., "Efficient non-uniform time-scaling of speech with WSOLA for CALL applications," *InSTIL/ICALL Symposium 2004*, 2004.
 162. Flanagan, J. L., Golden, R., 1966. Phase vocoder. **Bell System Technical Journal**, **45** (9): 1493-1509.
 163. Dolson, M., 1986. The phase vocoder: A tutorial. **Computer Music Journal**, **10** (4): 14-27.
 164. Fitzgerald, D., 2010. Harmonic/percussive separation using median filtering.
 165. Driedger, J., Müller, M., Disch, S., "Extending Harmonic-Percussive Separation of Audio Signals," *ISMIR*, 2014, pp. 611-616.
 166. Reynolds, D. A., Heck, L., "Integration of speaker and speech recognition systems," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1991. ICASSP-91., 1991 International Conference on*, 1991, pp. 869-872.

EKLER

EK-1

Tablo 16. DTW tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (kod-kelimele göre)

#	Kod-Kelime Tanıma Testi Sonuçları					
	Kod-Kelime	1.Test	2. Test	3. Test	4. Test	5. Test
1	ADA	ADA	ADA	TRANSİT	TRANSİT	ADA
2	AÇIK	AÇIK	AÇIK	AÇIK	AÇIK	AÇIK
3	AFUYMAN	AFUYMAN	AFUYMAN	AFUYMAN	AFUYMAN	AFUYMAN
4	AGREGA	AGREGA	AGREGA	AGREGA	AGREGA	TEKYÖN
5	AĞIR TAŞIT	AĞIR TAŞIT	AĞIRLIK	AĞIR TAŞIT	AĞIR TAŞIT	AĞIRLIK
6	AĞIRLIK	AĞIRLIK	AĞIRLIK	AĞIRLIK	AĞIRLIK	AĞIRLIK
7	AKARYAKIT	AKARYAKIT	AKARYAKIT	AKARYAKIT	AKARYAKIT	AKARYAKIT
8	AKILLI	AKILLI	AKILLI	AKILLI	AKILLI	AKILLI
9	ALAN	ALAN	ALAN	ALAN	ALAN	ALAN
10	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA
11	ALİYNMAN	ALİYNMAN	ALİYNMAN	ALİYNMAN	ALİYNMAN	ALİYNMAN
12	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT
13	ALTTEMELE	ALTTEMELE	ALTTEMELE	ALTTEMELE	ALTTEMELE	ALTTEMELE
14	AMPATMAN	AMPATMAN	AMPATMAN	AMPATMAN	AMPATMAN	BÖLÜNMÜŞ
15	ANAKIRIŞ	ANAKIRIŞ	ANAKIRIŞ	ANAKIRIŞ	ANAKIRIŞ	TRANSİT
16	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON
17	ARABA	ARABA	ARABA	VEKTÖR	ARABA	ARABA
18	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ
19	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ
20	ARİYAT MALZEME	ARİYAT MALZEME	ARİYAT MALZEME	ARİYAT MALZEME	ARİYAT MALZEME	AŞINMIŞ
21	ASFALT	ASFALT	ASFALT	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ
22	ASMA	ASMA	ASMA	ASMA	ASMA	ASMA
23	ASTAR	ASTAR	ASTAR	ALAN	ASTAR	ASTAR
24	AŞINDIRICI	SINYALIZASYON	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI	SINYALIZASYON
25	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA
26	AŞINMIŞ	AŞINMIŞ	AYIRMA ŞERİDİ	AŞINMIŞ	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ
27	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI
28	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ	AYIRMA ŞERİDİ
29	AZ	AZ	AZ	AZ	AZ	AZ
30	AZAMI	AZAMI	AZAMI	AZAMI	AZAMI	AZAMI
31	BAĞLANTI	BAĞLANTI	BAĞLANTI	BAĞLANTI	BAĞLANTI	BAĞLANTI
32	BAKIM	BAKIM	BAKIM	BAKIM	BAKIM	BAKIM
33	BANKET	BANKET	BANKET	BANKET	BANKET	BANKET
34	BARBAKAN	BARBAKAN	BARBAKAN	BARBAKAN	BARBAKAN	BARBAKAN
35	BASİT	BASİT	BASİT	BASİT	BASİT	BASİT
36	BAŞLANGIÇ	BAŞLANGIÇ	BAŞLANGIÇ	BAŞLANGIÇ	BAŞLANGIÇ	BAŞLANGIÇ
37	BELGESİ	BELGESİ	BELGESİ	BELGESİ	BELGESİ	BELGESİ
38	BENZİN	BENZİN	BENZİN	BENZİN	BELGESİ	BELGESİ
39	BETON	BETON	BETON	BETON	BETON	BETON
40	BEYAN	BEYAN	BEYAN	BEYAN	BEYAN	BEYAN
41	BEZEME	BEZEME	BEZEME	BEZEME	BEZEME	BEZEME
42	BİÇAK	BİÇAK	BİÇAK	BİÇAK	BİÇAK	EĞİM
43	BİLET	BİLET	BİLET	BİLET	BİLET	BİLET
44	BİLGİ	BİLGİ	BİLGİ	BİLGİ	BİLGİ	BİLGİ
45	BİNDER	BİNDER	BİNDER	BİNDER	BİNDER	BELGESİ
46	BİNEK	BİNEK	BİNEK	BİNEK	BİNEK	BİNEK
47	BİRİM	BİRİM	BİRİM	BİRİM	BİRİM	BİRİM
48	BİSİKLET	BİSİKLET	BİSİKLET	BİSİKLET	BİSİKLET	TERSİYOL
49	BİTİŞ	BİTİŞ	BİTİŞ	BİTİŞ	BİTİŞ	BİTİŞ
50	BITÜM	BITÜM	BITÜM	BITÜM	BITÜM	BITÜM
51	BOMBE	BOMBE	BOMBE	PARK	AKARYAKIT	BOMBE
52	BORDÜR	BRÜKNER	BORDÜR	PARK	BORDÜR	BORDÜR
53	BORU	BORU	BORU	BORU	BORU	TRANSİT
54	BOSAJ	BOSAJ	BOSAJ	BOSAJ	BOSAJ	PARK
55	BOŞ	BOŞ	BOŞ	BOŞ	BOŞ	BOŞ
56	BOŞALTMA	BOŞALTMA	BOŞALTMA	BOŞALTMA	PARK	PARK
57	BOYA	BOYA	BOYA	BOYA	BOYA	BOYA
58	BOYKESİT	BOYKESİT	BOYKESİT	BOYKESİT	BOYKESİT	BOYKESİT
59	BOYUNA	BOYUNA	BOYUNA	BOYUNA	BOYUNA	BOYUNA
60	BOZUK	BOZUK	BOZUK	BOZUK	BOZUK	BOZUK
61	BÖLÜNMÜŞ	BÖLÜNMÜŞ	BÖLÜNMÜŞ	BÖLÜNMÜŞ	BÖLÜNMÜŞ	BÖLÜNMÜŞ
62	BRÜKNER	BRÜKNER	BRÜKNER	BRÜKNER	BRÜKNER	BRÜKNER
63	BUZ	BUZ	BUZ	BUZ	BUZ	BUZ
64	BÜZ	BÜZ	BÜZ	BÜZ	BÜZ	SEVİYE
65	CAM	CAM	DOLDURMA	CAM	CAM	CAM
66	ÇAKIL	TERSİYOL	ÇAKIL	ÇAKIL	ÇAKIL	ÇAKIL
67	ÇAMUR	ÇAMUR	ÇAMUR	ÇAMUR	ÇAMUR	ÇAMUR
68	ÇARPMA	ÇARPMA	ÇARPMA	ÇARPMA	ÇARPMA	ÇARPMA
69	ÇED	ÇED	ÇED	ÇED	ÇED	SEVİYE
70	ÇEKİCİ	PALET	ÇEKİCİ	PALET	PALET	ÇEKİCİ
71	ÇELİK	ÇELİK	ÇELİK	ÇELİK	ÇELİK	ÇELİK
72	ÇERÇEVE	ÇERÇEVE	ÇERÇEVE	ÇERÇEVE	ÇERÇEVE	ÇERÇEVE
73	ÇEVRE	ÇEVRE	ÇEVRE	ÇEVRE	ÇEVRE	ÇEVRE
74	ÇİĞ	ÇİĞ	ÇİĞ	ÇİĞ	ÇİĞ	ÇİĞ

75	ÇIZGI	ÇIZGI	ÇIZGI	ÇIZGI	ÇIZGI	ÇIZGI
76	ÇIZGİSEL	ÇIZGİSEL	ÇIZGİSEL	ÇIZGİSEL	ÇIZGİSEL	ÇIZGİSEL
77	ÇOK	ÇOK	ÇOK	ÇOK	ÇOK	ÇOK
78	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME
79	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN
80	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ZORUNLU
81	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME
82	DAĞ	DAĞ	DAĞ	DAĞ	DAĞ	DAĞ
83	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL
84	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ
85	DEBİ	DEBİ	DEBİ	DEBİ	DEBİ	DEBİ
86	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ	BÖLÜNÜMÜŞ
87	DEBUŞE	DEBUŞE	DEBUŞE	BRÜKNER	BRÜKNER	DEBUŞE
88	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON
89	DELİCİ	DELİCİ	DELİCİ	TEKYON	DELİCİ	TEKYON
90	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU
91	DEPO	DEPO	DEPO	DEPO	PALET	PALET
92	DEPREM	DEPREM	DEPREM	DEPREM	DEPREM	DEPREM
93	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON
94	DERZ	DERZ	DERZ	DERZ	DERZ	DERZ
95	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI
96	DEVER	DEVER	DEVER	ULAŞIM	DEVER	DEVER
97	DİKKAT	DİKKAT	DİKKAT	DİKKAT	DİKKAT	DİKKAT
98	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON
99	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL
100	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DÖNEL	DİREKSİYON	TRANSİT
101	DİSTRİBÜTÖR	AŞINMIŞ	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	GAGA
102	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA	TEKNİK
103	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU
104	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU
105	DOZER	DOZER	DOZER	DOZER	DOZER	KOT
106	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL
107	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	TRANSİT
108	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME
109	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ
110	DUR	DUR	DUR	DUR	DUR	ÖLÇME
111	DURAK	DURAK	ÖLÇME	DURAK	DOLU	ÖLÇME
112	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA
113	DUVAR	DUVAR	DUVAR	DUVAR	DUVAR	ONDULASYON
114	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY
115	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	STABİLİTE	DÜZELTME
116	DÜZEY	PALET	DÜZEY	PALET	DÜZEY	PALET
117	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM
118	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	PALET
119	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET	TRANSİT
120	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP
121	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKİP
122	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES
123	ELEVASYON	EKİP	EĞİM	EKİP	ELEVASYON	EKİP
124	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK
125	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET
126	EMNİYETSİZ	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	EMNİYETSİZ
127	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON
128	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT
129	ESNEK	ESNEK	ESNEK	ESNEK	ESNEK	ESNEK
130	ETMEK	ETMEK	ETMEK	EKİP	ETMEK	EKİP
131	ETRIYE	ETRIYE	ETRIYE	ETRIYE	ETRIYE	ETRIYE
132	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT
133	FAUNA	FAUNA	FAUNA	SINYALİZASYON	SINYALİZASYON	FAUNA
134	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ
135	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN
136	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ	FERAĞ	GABARİ
137	GAGA	GAGA	GAGA	GAGA	GAGA	GAGA
138	GAR	GAR	GAR	GAR	GAR	BOYA
139	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ
140	GECE	GECE	TEKNİK	GECE	GECE	GECE
141	GEÇ	GEÇ	ÖLÇME	HAVA	HAVA	GEÇ
142	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ
143	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ	PALET	PALET	GEÇİŞ
144	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	OTOBÜS
145	GERGİ	GERGİ	PALET	GERGİ	GERGİ	GERGİ
146	GİDO	ONDULASYON	GİDO	GİDO	ONDULASYON	ONDULASYON
147	GİRİŞİ	GİRİŞİ	EĞİM	BÖLÜNÜMÜŞ	GİRİŞİ	EĞİM
148	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ
149	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	TRANSİT	TRANSİT	HIZ SINIRI	TRANSİT
150	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON
151	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER
152	GROBETON	GROBETON	GROBETON	GROBETON	TRANSİT	TRANSİT
153	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE
154	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	SINYALİZASYON	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	SINYALİZASYON
155	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ
156	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ	ULAŞIM
157	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	TEKYON	GÜVENSİZ
158	HACIM	HACIM	HACIM	HACIM	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN
159	HAFİF	HAFİF	BRÜKNER	BRÜKNER	BRÜKNER	BRÜKNER
160	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ	PALET
161	HAREKET	HAREKET	HAREKET	HAREKET	HAREKET	HAREKET
162	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ
163	HARİTA	HARİTA	HARİTA	HARİTA	HARİTA	HARİTA
164	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA
165	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN
166	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK

167	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN
168	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ
169	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN
170	IDARE	IDARE	IDARE	IDARE	IDARE	IDARE
171	İFRAZ	İFRAZ	İFRAZ	İSTİKŞAF	İFRAZ	İFRAZ
172	İHALE	İHALE	İHALE	İHALE	İHALE	HENDEK
173	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP
174	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ
175	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR
176	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA
177	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT
178	İSKELE	İSKELE	İSKELE	İSKELE	İSKELE	İSKELE
179	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON
180	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF
181	İŞ	İŞ	İŞ	İŞ	İŞ	İŞ
182	İŞARET	İŞARET	İŞARET	İŞARET	KALEM	İŞARET
183	İŞARETLEME	İŞARETLEME	ÇÖRTEN	İŞARETLEME	İŞARETLEME	TRANSİT
184	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ
185	İŞGAL	İŞGAL	FERAĞ	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL
186	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	HIZLAN
187	İZ	İZ	İZ	İZ	İZ	AYIRMA ŞERİDİ
188	İZİN	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT
189	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ
190	KADEME	KADEME	KADEME	KADEME	KADEME	KADEME
191	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM
192	KALIP	KALIP	KALIP	KALIP	KALIP	İŞÇİ
193	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE
194	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA	İŞÇİ
195	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON
196	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET
197	KANTAR	KANTAR	KANTAR	KANTAR	KANTAR	KANTAR
198	KAPALI	KAPALI	KAPALI	KAPALI	KAMYONET	KAPALI
199	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA
200	KAR	KAR	KAR	KAR	KAR	KAR
201	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU
202	KASA	KASA	KASA	KASA	KASA	KASA
203	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI
204	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	TRANSİT
205	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN
206	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA
207	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI	PALET
208	KAZICI	İNŞAA	KAZICI	KAZICI	İNŞAA	TEKNİK
209	KAZIK	KAZIK	KAZIK	KAZIK	KAZIK	KAZIK
210	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA
211	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI
212	KEMER	KEMER	KEMER	KEMER	KEMER	KEMER
213	KENAR	KENAR	KENAR	KENAR	KENAR	KENAR
214	KENT	KENT	KENT	KENT	KENT	ŞANTIYE
215	KESİKLİ	KESİKLİ	KESİKLİ	KESİKLİ	GÜNDÜZ	ŞANTIYE
216	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM
217	KESKİ	ONDULASYON	KESİM	KESKİ	KESKİ	KESKİ
218	KESON	KESON	KESON	KESON	KESON	KESON
219	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	PALET	KİLOGRAM	KİLOGRAM
220	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE
221	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI
222	KIŞ	KIŞ	KIŞ	KIŞ	KIŞ	KIŞ
223	KİLİTLİ	KİLİTLİ	ŞANTIYE	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ
224	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ
225	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ
226	KOMPLEKS	ONDULASYON	KUSUR	NOKTA	KOMPLEKS	KOMPLEKS
227	KONSOL	KONSOL	KONSOL	KONSOL	KONSOL	KONSOL
228	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL
229	KORIDOR	KORIDOR	KORIDOR	KORIDOR	KORIDOR	KORIDOR
230	KORKULUK	KORKULUK	RÖMORK	KORKULUK	KORKULUK	TRANSİT
231	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ
232	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON
233	KOT	KOT	KOT	KOT	KOT	KOT
234	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	PALET
235	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE
236	KUM	KUM	PALET	KUM	KUM	KUM
237	KURP	KURP	KURP	PERİYODİK	MAKİNA	MİKTAR
238	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR
239	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA
240	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ
241	MALİYET	MALİYET	MALİYET	MALİYET	MALİYET	BÖLÜNMÜŞ
242	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME	EĞİM
243	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	EĞİM
244	MANSAP	MANSAP	MANSAP	MANSAP	MANSAP	EĞİM
245	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ
246	MEKİK	MEKİK	OTOBÜS	MEKİK	MEKİK	MEKİK
247	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA
248	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ
249	MERMER	MERMER	MERMER	PALET	PALET	PALET
250	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ
251	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ
252	MESNET	MESNET	MESNET	MESNET	MESNET	ONDULASYON
253	METRE	METRE	METRE	METRE	METRE	METRE
254	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR	ONDULASYON	ONDULASYON
255	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR
256	MINİBÜS	MINİBÜS	MINİBÜS	MINİBÜS	MINİBÜS	MINİBÜS
257	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ	ŞEV	ULAŞIM
258	MOTOR	MOTOR	MESNET	ONDULASYON	MOTOR	MOTOR

259	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN
260	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA
261	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE
262	MURÇ	MURÇ	PALET	HAVA	TEKNİK	ADA
263	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE
264	MÜCAVİR	PARK	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	ÖLÇME
265	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS
266	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET
267	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT
268	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE
269	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA
270	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL
271	OLUK	OLUK	OLUK	OLUK	OLUK	OLUK
272	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON
273	ORTA	ORTA	ORTA	ORTA	ORTA	ORTA
274	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA
275	OTO	OTO	OTO	OTO	OTO	OTO
276	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS
277	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL
278	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL
279	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK
280	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME
281	ÖN	ÖN	ÖN	ÖN	ÖN	ÖN
282	ÖRME	ÖRME	ÖRME	ÖRME	ÖRME	ÖRME
283	PAFTA	PAFTA	PAFTA	PAFTA	PAFTA	PAFTA
284	PALET	PALET	PALET	PALET	PALET	PALET
285	PALYE	PALYE	PALYE	PALYE	PALYE	PALYE
286	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN
287	PARALEL	PARALEL	PARALEL	PARALEL	PARALEL	PARALEL
288	PARK	PARK	PARK	PARK	PARK	PARK
289	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA
290	PARSEL	PARSEL	PARSEL	PARSEL	PARSEL	PARSEL
291	PAS	PAS	PAS	PAS	PAS	PAS
292	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI
293	PERE	PERE	PERE	PERE	PERE	PERE
294	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK
295	PEYZAJ	KOROZYON	PEYZAJ	PEYZAJ	PEYZAJ	PEYZAJ
296	PLAK	PLAK	PLAK	PLAK	PLAK	PLAK
297	PLAKA	PLAKA	PLAKA	PLAKA	PLAKA	PLAKA
298	PLAN	PLAN	PLAN	PLAN	PLAN	PLAN
299	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE
300	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM
301	PLENT	PLENT	PLENT	PLENT	PLENT	PLENT
302	POLİMER	POLİMER	POLİMER	POLİMER	POLİMER	POLİMER
303	PÜSKÜRTME	ŞANTIYE	PÜSKÜRTME	PÜSKÜRTME	KAPALI	PÜSKÜRTME
304	RADYE	RADYE	RADYE	RADYE	RADYE	RADYE
305	RAKIM	RAKIM	RAKIM	RAKIM	RAKIM	RAKIM
306	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN
307	RAMPA	RAMPA	RAMPA	BİNDER	RAMPA	BELGESİ
308	RAPOR	RAPOR	RAPOR	RAPOR	RAPOR	RAPOR
309	RASTER	RASTER	RASTER	RASTER	RASTER	RASTER
310	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ
311	REGLAJ	REGLAJ	REGLAJ	REGLAJ	HAVA	AKARYAKIT
312	RIJİT	RIJİT	RIJİT	RIJİT	RIJİT	RIJİT
313	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS
314	RÖGAR	RÖGAR	RÖGAR	RÖGAR	RÖGAR	RÖGAR
315	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK
316	RÖPER	RÖPER	RÖPER	RÖPER	RÖPER	RÖPER
317	RÜZGAR	YAZ	YAZ	STABİLİTE	RÜZGAR	AĞIRLIK
318	SADEME	SADEME	SADEME	SADEME	SADEME	SADEME
319	SAĞ	SAĞ	DAİRESEL	SAĞ	SAĞ	SAĞ
320	SARKMA	SARKMA	SARKMA	ŞANTIYE	ŞANTIYE	SARKMA
321	SEHİM	SEHİM	SEHİM	SEHİM	SEHİM	SEHİM
322	SERVİS	SERVİS	SERVİS	SERVİS	SERVİS	SERVİS
323	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE
324	SEVK	SEVK	SEVK	SEVK	SEVK	SEVK
325	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR
326	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK
327	SİNİR	SİNİR	SİNİR	SİNİR	SİNİR	AĞIRLIK
328	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ
329	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	OKUL
330	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR	EĞİM
331	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON
332	SIYAH	SIYAH	SIYAH	SIYAH	SIYAH	SIYAH
333	SOL	SOL	SOL	SOL	SOL	SOL
334	SON	SON	SON	SON	SON	SON
335	SONDAJ	SONDAJ	PERİYODİK	SONDAJ	PALET	PERİYODİK
336	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL
337	SPIRAL	PALET	PALET	PALET	SPIRAL	PALET
338	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE	BÖLÜNMÜŞ
339	STABİLİZE	STABİLİZE	STABİLİZE	STABİLİZE	STABİLİZE	STABİLİZE
340	STANDART	STANDART	STANDART	STANDART	STANDART	STANDART
341	SU	SU	SU	SU	STANDART	SU
342	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	TRANSİT	TRANSİT
343	ŞANTIYE	ŞANTIYE	ŞANTIYE	ŞANTIYE	ŞANTIYE	ŞANTIYE
344	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME
345	ŞASI	ŞASI	ŞASI	ŞASI	ŞASI	ŞASI
346	ŞEF	ŞEF	ÖLÇME	ŞEF	ŞEF	ŞEF
347	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT
348	ŞEV	ŞEV	ŞEV	ŞEV	ŞEV	ŞEV
349	ŞUBE	ŞUBE	ŞUBE	ŞUBE	ŞANTIYE	ŞUBE
350	TABAKA	TABAKA	TABAKA	TABAKA	TABAKA	TABAKA

351	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS
352	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF
353	TALI	TALI	TALI	TALI	TALI	TALI
354	TALVEG	TALVEG	TALVEG	TALVEG	TALVEG	TALVEG
355	TANDEM	TANDEM	TANDEM	TANDEM	TANDEM	TANDEM
356	TANKER	TANKER	TANKER	TANKER	TANKER	TANKER
357	TAŞ	TAŞ	TAŞ	TAŞ	TİR	TİR
358	TAŞI	TAŞI	TAŞI	TAŞI	TAŞI	TAŞI
359	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT
360	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE
361	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ
362	TEKER	TEKER	TEKER	BRÜKNER	TEKER	TEKER
363	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK	ULAŞIM
364	TEKNİK	TEKNİK	TEKNİK	TEKNİK	TEKNİK	TEKNİK
365	TEKYON	TEKYON	TEKYON	TEKYON	TEKYON	TEKYON
366	TEMEL	TEMEL	TEMEL	TEMEL	ADA	TEMEL
367	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL
368	TİR	BRÜKNER	TİR	TİR	TİR	TİR
369	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA
370	TON	TON	TEKYON	ONDULASYON	TEKNİK	TEKNİK
371	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK
372	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT
373	TRANVAY	TRANVAY	TRANVAY	TRANVAY	TEKNİK	TEKNİK
374	TREN	TREN	TREN	TREN	TREN	TREN
375	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL
376	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM
377	UYARI	UYARI	TRANSİT	UYARI	BRÜKNER	UYARI
378	VEKTÖR	VEKTÖR	TRANSİT	VEKTÖR	TRANSİT	TRANSİT
379	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON
380	VIDA	VIDA	VIDA	VIDA	VIDA	VIDA
381	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ
382	YAĞMUR	YAĞMUR	YAĞMUR	YAĞMUR	YAĞMUR	YAĞMUR
383	YANDAN	YANDAN	YANDAN	YANDAN	YANDAN	YANDAN
384	YARALI	YARALI	YARALI	YARALI	YARALI	YARALI
385	YARMA	YARMA	YARMA	YARMA	YARMA	YARMA
386	YASAK	YASAK	YASAK	YASAK	YASAK	YASAK
387	YASTIK	YASTIK	YASTIK	YASTIK	YASTIK	YASTIK
388	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA
389	YAYA	YAYA	YAYA	YAYA	YAYA	YAYA
390	YAZ	YAZ	YAZ	YAZ	YAZ	YAZ
391	YERİ	YERİ	YERİ	YERİ	YERİ	YERİ
392	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM
393	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK
394	YOK	YOK	YOK	YOK	YOK	YOK
395	YOL	YOL	YOL	YOL	AĞIRLIK	AĞIRLIK
396	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ
397	YÜK	MÜLKİYET	YÜK	YÜK	YÜK	YÜK
398	YÜZEY	YÜZEY	YÜZEY	YÜZEY	YÜZEY	YÜZEY
399	ZAYIF	ZAYIF	ZAYIF	ZAYIF	ZAYIF	ZAYIF
400	ZORUNLU	ZORUNLU	ZORUNLU	ZORUNLU	ZORUNLU	ZORUNLU

77	ÇOK	ÇOK	ÇOK	ÇOK	ÇOK	ÇOK
78	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME	ÇÖKME
79	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN	ÇÖRTEN
80	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK	ÇÜRÜK
81	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME	ÇÜRÜTME
82	DAĞ	DAĞ	DAĞ	DAĞ	DAĞ	DAĞ
83	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL	DAİRESEL
84	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ	DAMPERLİ
85	DEBİ	DEBİ	DEBİ	DEBİ	DEBİ	DEBİ
86	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ	DEBRİAJ
87	DEBUŞE	DEBUŞE	DEBUŞE	DEBUŞE	DEBUŞE	DEBUŞE
88	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON	DEFORMASYON
89	DELİCİ	DELİCİ	DELİCİ	DELİCİ	DELİCİ	DELİCİ
90	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU	DEMİRYOLU
91	DEPO	DEPO	DEPO	DEPO	DEPO	DEPO
92	DEPREM	DEPREM	DEPREM	DEPREM	DEPREM	DEPREM
93	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON	DERİVASYON
94	DERZ	DERZ	DERZ	DERZ	DERZ	DERZ
95	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI	DEVAMLI
96	DEVER	DEVER	DEVER	DEVER	DEVER	DEVER
97	DIKKAT	DIKKAT	DIKKAT	DIKKAT	DIKKAT	DIKKAT
98	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON	DİLATASYON
99	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL	DİNGİL
100	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON
101	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR
102	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA	DOLDURMA
103	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLDURMA
104	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU
105	DOZER	DOZER	DOZER	DOZER	DOZER	DOZER
106	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL
107	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ
108	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME
109	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ
110	DUR	DUR	DUR	DUR	DUR	DUR
111	DURAK	DURAK	DURAK	DURAK	DURAK	DURAK
112	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA
113	DUVAR	DUVAR	DUVAR	DUVAR	DUVAR	DUVAR
114	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY
115	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME
116	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY
117	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM
118	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM
119	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET
120	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP
121	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR
122	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES
123	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON
124	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK
125	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET
126	EMNİYETSİZ	EMNİYETSİZ	EMNİYETSİZ	EMNİYETSİZ	EMNİYETSİZ	EMNİYETSİZ
127	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON
128	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT	ENKESİT
129	ESNEK	ESNEK	ESNEK	ESNEK	ESNEK	ESNEK
130	ETMEK	ETMEK	ETMEK	ETMEK	ETMEK	ETMEK
131	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE
132	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT
133	FAUNA	FAUNA	FAUNA	FAUNA	FAUNA	FAUNA
134	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ	FERAĞ
135	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN
136	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ
137	GAGA	GAGA	GAGA	GAGA	GAGA	GAGA
138	GAR	GAR	GAR	GAR	GAR	GAR
139	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ
140	GECE	GECE	GECE	GECE	GECE	GECE
141	GEÇ	GEÇ	GEÇ	GEÇ	GEÇ	GEÇ
142	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ
143	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ
144	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT
145	GERGİ	GERGİ	GERGİ	GERGİ	GERGİ	GERGİ
146	GİDO	GİDO	GİDO	GİDO	GİDO	GİDO
147	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ
148	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ
149	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI
150	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON
151	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER
152	GROBETON	GROBETON	GROBETON	GROBETON	GROBETON	GROBETON
153	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE
154	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ
155	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ
156	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ
157	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ
158	HACİM	HARİTA	HACİM	HACİM	HACİM	HACİM
159	HAFİF	HAFİF	HAFİF	HAFİF	HAFİF	HAFİF
160	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ
161	HAREKET	HAREKET	HAREKET	HAREKET	HAREKET	HAREKET
162	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ
163	HARİTA	HARİTA	HARİTA	HARİTA	HARİTA	HARİTA
164	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA
165	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN

166	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK
167	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN
168	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ
169	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN
170	İDARE	İDARE	İDARE	İDARE	İDARE	İDARE
171	İFRAZ	İFRAZ	İFRAZ	İFRAZ	İFRAZ	İFRAZ
172	İHALE	İHALE	İHALE	İHALE	İHALE	İHALE
173	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP
174	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ
175	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR
176	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA	İNŞAA
177	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT
178	İSKELE	İSKELE	İSKELE	İSKELE	İSKELE	İSKELE
179	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON	İSTASYON
180	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF
181	İŞ	İŞ	İŞ	İŞ	İŞ	İŞ
182	İŞARET	İŞARET	İŞARET	İŞARET	İŞARET	İŞARET
183	İŞARETLEME	İŞARETLEME	İŞARETLEME	İŞARETLEME	İŞARETLEME	İŞARETLEME
184	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ	İŞÇİ
185	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL
186	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME
187	İZ	İZ	İZ	İZ	İZ	İZ
188	İZİN	İZİN	İZİN	İZİN	İZİN	İZİN
189	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ
190	KADEME	KADEME	KADEME	KADEME	KADEME	KADEME
191	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM
192	KALIP	KALIP	KALIP	KALIP	KANTAR	KALIP
193	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE
194	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA
195	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON
196	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET
197	KANTAR	KANTAR	KANTAR	KANTAR	KANTAR	KANTAR
198	KAPALI	KAPALI	KAPALI	KAPALI	KAPALI	KAPALI
199	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA
200	KAR	KAR	KAR	KAR	KAR	KAR
201	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU	KARAYOLU
202	KASA	KASA	KASA	KASA	KASA	KASA
203	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI
204	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK
205	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN
206	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA
207	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI
208	KAZICI	KAZICI	KAZICI	KAZICI	KAZICI	KAZICI
209	KAZIK	KAZIK	ONDULASYON	KAZIK	KAZIK	KAZIK
210	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA
211	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI
212	KEMER	KEMER	KEMER	KEMER	KEMER	KEMER
213	KENAR	KENAR	KENAR	KENAR	KENAR	KENAR
214	KENT	KENT	KENT	KENT	KENT	KENT
215	KESİKLİ	KESİKLİ	KESİKLİ	KESİKLİ	KESİKLİ	KESİKLİ
216	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM
217	KESKİ	KESKİ	KESKİ	KESKİ	KESKİ	KESKİ
218	KESON	KESON	KESON	KESON	KESON	KESON
219	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM
220	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE
221	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI
222	KIŞ	KIŞ	KIŞ	KIŞ	KIŞ	KIŞ
223	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ
224	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ
225	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ
226	KOMPLEKS	KOMPLEKS	KOMPLEKS	KOMPLEKS	KOMPLEKS	KOMPLEKS
227	KONSOL	KONSOL	KONSOL	KONSOL	KONSOL	KONSOL
228	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL
229	KORİDOR	KORİDOR	KORİDOR	İŞARETLEME	KORİDOR	KORİDOR
230	KORKULUK	KORKULUK	KORKULUK	KORKULUK	KORKULUK	KORKULUK
231	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ	KORNIŞ
232	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON
233	KOT	KOT	KOT	KOT	KOT	KOT
234	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ
235	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE	KÖŞE
236	KUM	KUM	KUM	KUM	KUM	KUM
237	KURP	KURP	KURP	KURP	KURP	KURP
238	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR
239	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA	MAKİNA
240	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ
241	MALİYET	MALİYET	MALİYET	MALİYET	MALİYET	MALİYET
242	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME
243	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA
244	MANSAP	MANSAP	MANSAP	MANSAP	MANSAP	MANSAP
245	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ
246	MEKİK	MEKİK	MEKİK	MEKİK	MEKİK	MEKİK
247	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA
248	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ
249	MERMER	MERMER	MERMER	MERMER	MERMER	MERMER
250	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ
251	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ
252	MESNET	MESNET	MESNET	MESNET	MESNET	MESNET
253	METRE	METRE	METRE	METRE	METRE	METRE
254	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR

255	MIKTAR	MIKTAR	MIKTAR	MIKTAR	MIKTAR	MIKTAR
256	MINIBÜS	MINIBÜS	MINIBÜS	MINIBÜS	MINIBÜS	MINIBÜS
257	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ
258	MOTOR	MOTOR	MOTOR	MOTOR	MOTOR	MOTOR
259	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN
260	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA
261	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE
262	MURÇ	MURÇ	MURÇ	MURÇ	MURÇ	MURÇ
263	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE
264	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR
265	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS
266	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET
267	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT
268	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE	NAKLIYE
269	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA
270	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL
271	OLUK	OLUK	OLUK	OLUK	OLUK	OLUK
272	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON
273	ORTA	ORTA	ORTA	ORTA	ORTA	ORTA
274	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA	ORTALAMA
275	OTO	OTO	OTO	OTO	OTO	OTO
276	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS
277	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL
278	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL
279	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK
280	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME	ÖLÇME
281	ÖN	ÖN	ÖN	ÖN	ÖN	ÖN
282	ÖRME	ÖRME	ÖRME	ÖRME	ÖRME	ÖRME
283	PAFTA	PAFTA	PAFTA	PAFTA	PAFTA	PAFTA
284	PALET	PALET	PALET	PALET	PALET	PALET
285	PALYE	PALYE	PALYE	PALYE	PALYE	PALYE
286	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN	PARAFİN
287	PARALEL	PARALEL	PARALEL	PARALEL	PARALEL	PARALEL
288	PARK	PARK	PARK	PARK	PARK	PARK
289	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA	PARLAMA
290	PARSEL	PARSEL	PARSEL	PARSEL	PARSEL	PARSEL
291	PAS	PAS	PAS	PAS	PAS	PAS
292	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI	PATLAYICI
293	PERE	PERE	PERE	PERE	PERE	PERE
294	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK	PERİYODİK
295	PEYZAJ	PEYZAJ	PEYZAJ	PEYZAJ	PEYZAJ	PEYZAJ
296	PLAK	PLAK	PLAK	PLAK	PLAK	PLAK
297	PLAKA	PLAKA	PLAKA	PLAKA	PLAKA	PLAKA
298	PLAN	PLAN	PLAN	PLAN	PLAN	PLAN
299	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE	PLANKOTE
300	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM	PLATFORM
301	PLENT	PLENT	PLENT	PLENT	PLENT	PLENT
302	POLİMER	POLİMER	POLİMER	POLİMER	POLİMER	POLİMER
303	PÜSKÜRTME	PÜSKÜRTME	PÜSKÜRTME	PÜSKÜRTME	PÜSKÜRTME	PÜSKÜRTME
304	RADYE	RADYE	RADYE	RADYE	RADYE	RADYE
305	RAKİM	RAKİM	RAKİM	RAKİM	RAKİM	FERAĞ
306	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN	RAKORTMAN
307	RAMPA	RAMPA	RAMPA	RAMPA	RAMPA	RAMPA
308	RAPOR	RAPOR	RAPOR	RAPOR	RAPOR	RAPOR
309	RASTER	RASTER	RASTER	RASTER	RASTER	RASTER
310	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ	REFÜJ
311	REGLAJ	REGLAJ	REGLAJ	REGLAJ	REGLAJ	REGLAJ
312	RİJİT	RİJİT	RİJİT	RİJİT	RİJİT	RİJİT
313	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS	RODMİKS	SERVİS
314	RÖGAR	RÖGAR	YASAK	RÖGAR	RÖGAR	RÖGAR
315	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK	RÖMORK
316	RÖPER	RÖPER	RÖPER	RÖPER	RÖPER	RÖPER
317	RÜZGAR	RÜZGAR	RÜZGAR	RÜZGAR	RÜZGAR	RÜZGAR
318	SADEME	SADEME	SADEME	SADEME	SADEME	SADEME
319	SAĞ	SAĞ	SAĞ	SAĞ	SAĞ	SAĞ
320	SARKMA	SARKMA	SARKMA	SARKMA	SARKMA	SARKMA
321	SEHİM	SEHİM	SEHİM	SEHİM	SEHİM	SEHİM
322	SERVİS	SERVİS	SERVİS	SERVİS	SERVİS	SERVİS
323	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE	SEVİYE
324	SEVK	SEVK	SEVK	SEVK	SEVK	SEVK
325	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR	SEYYAR
326	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK	SIKİŞİKLİK
327	SİNİR	SİNİR	SİNİR	SİNİR	SİNİR	SİNİR
328	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ	SİNİRİ
329	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA	SİVİLAŞMA
330	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR	SİLİNDİR
331	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON	SİNYALİZASYON
332	SİYAH	SİYAH	SİYAH	SİYAH	SİYAH	SİYAH
333	SOL	SOL	SOL	SOL	SOL	SOL
334	SÖN	SÖN	SÖN	SÖN	SÖN	SÖN
335	SONDAJ	SONDAJ	SONDAJ	SONDAJ	SONDAJ	SONDAJ
336	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL	SÖMEL
337	SPIRAL	SPIRAL	SPIRAL	SPIRAL	SPIRAL	ARAZÖZ
338	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE	STABİLİTE
339	STABİLİZE	STABİLİZE	ARİYAT MALZEME	STABİLİZE	STABİLİZE	STABİLİZE
340	STANDART	STANDART	STANDART	STANDART	STANDART	STANDART
341	SU	SU	SU	SU	SU	SU
342	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME	SÜRTÜNME
343	ŞANTIYE	ŞANTIYE	ŞANTIYE	SIKİŞİKLİK	ŞANTIYE	PARK

344	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME	ŞARTNAME
345	ŞAŞI	ŞAŞI	ŞAŞI	ŞAŞI	ŞAŞI	ŞAŞI
346	ŞEF	ŞEF	ŞEF	ŞEF	ŞEF	ŞEF
347	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT	ŞERİT
348	ŞEV	ŞEV	ŞEV	ŞEV	ŞEV	ŞEV
349	ŞUBE	ŞUBE	ŞUBE	ŞUBE	ŞUBE	ŞUBE
350	TABAKA	TABAKA	TABAKA	TABAKA	TABAKA	TABAKA
351	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS	TAHSİS
352	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF	TAKOGRAF
353	TALI	TALI	TALI	TALI	TALI	TALI
354	TALVEG	TALVEG	TALVEG	TALVEG	TALVEG	TALVEG
355	TANDEM	TANDEM	TANDEM	TANDEM	TANDEM	TANDEM
356	TANKER	TANKER	TANKER	TANKER	TANKER	TANKER
357	TAŞ	TAŞ	TAŞ	TAŞ	TAŞ	TAŞ
358	TAŞI	TAŞI	TAŞI	TAŞI	TAŞI	TAŞI
359	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT	TAŞIT
360	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE	TEHLİKE
361	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ	TEHLİKELİ	İŞARET	İŞARET	TEHLİKELİ
362	TEKER	TEKER	TEKER	TEKER	TEKER	TEKER
363	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK	TEKERLEK
364	TEKNİK	ARAZÖZ	TEKNİK	TEKNİK	TEKNİK	TEKNİK
365	TEKYÖN	TEKYÖN	TEKYÖN	TEKYÖN	TEKYÖN	TEKYÖN
366	TEMEL	TEMEL	TEMEL	TEMEL	TEMEL	TEMEL
367	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL	TERSİYOL
368	TİR	TİR	TİR	TİR	TİR	TİR
369	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA	TIRMANMA
370	TON	TON	TON	TON	TON	TON
371	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK	TRAFİK
372	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT	TRANSİT
373	TRANVAY	TRANVAY	TRANVAY	TRANVAY	TRANVAY	TRANVAY
374	TREN	TREN	TREN	TREN	TREN	TREN
375	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL	TÜNEL
376	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM	ULAŞIM
377	UYARI	UYARI	UYARI	UYARI	UYARI	UYARI
378	VEKTÖR	VEKTÖR	VEKTÖR	VEKTÖR	VEKTÖR	VEKTÖR
379	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON	VİBRASYON
380	VIDA	VIDA	VIDA	VIDA	VIDA	VIDA
381	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ	YAĞIŞ
382	YAĞMUR	APLİKASYON	YAĞMUR	ÇÖRTEN	TALI	YAĞMUR
383	YANDAN	YANDAN	YANDAN	YANDAN	YANDAN	YANDAN
384	YARALI	YARALI	YARALI	YARALI	YARALI	YARALI
385	YARMA	YARMA	YARMA	YARMA	YARMA	YARMA
386	YASAK	YASAK	YASAK	YASAK	YASAK	YASAK
387	YASTIK	YASTIK	YASTIK	YASTIK	YASTIK	YASTIK
388	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA	YAVAŞLA
389	YAYA	YAYA	YAYA	YAYA	YAYA	YAYA
390	YAZ	YAZ	YAZ	YAZ	YAZ	YAZ
391	YERİ	YERİ	YERİ	YERİ	YERİ	YERİ
392	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM	YERLEŞİM
393	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK	YETERLİLİK
394	YOK	YOK	YOK	YOK	YOK	YOK
395	YOL	YOL	YOL	YOL	YOL	YOL
396	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ	YÖNETİCİ

EK-3

Tablo 18. GMM tabanlı konuşma tanıma uygulamasına ait test sonuçları (kod-kelimelere göre)

#	Kod-Kelime	Kod-Kelime Tanıma Testi Sonuçları				
		1. Test	2. Test	3. Test	4. Test	5. Test
1	ADA	ADA	ADA	ADA	ADA	ADA
2	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA	ALİŞTİRMA
3	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON	DİREKSİYON
4	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR	DİSTRİBÜTÖR
5	DOLDURMA	NAKLIYE	DOLDURMA	DOLDURMA	İMAR	DOLDURMA
6	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU	DOLGU
7	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU	DOLU	GEÇ
8	DOZER	DOZER	DOZER	GAR	DOZER	DOZER
9	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL	DÖNEL
10	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	DÖNÜŞ	İSTASYON	HIZ
11	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME	DÖŞEME
12	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	DRENAJ	AÇIK	DRENAJ
13	ALİYNMAN	ALİYNMAN	EHLİYET	ALİYNMAN	MOTOR	ALİYNMAN
14	DUR	AYIRICI	DUR	DUR	DUR	DUR
15	DURAK	DURAK	DURAK	DURAK	DURAK	DURAK
16	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA	DURAKLAMA
17	DUVAR	DUVAR	DUVAR	HARÇ	DUVAR	DUVAR
18	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY	DÜŞEY
19	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME	DÜZELTME
20	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY	DÜZEY	İKTISAP
21	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM	EĞİM
22	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM	EĞİTİM
23	EHLİYET	EHLİYET	ORTA	EHLİYET	EHLİYET	EHLİYET
24	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	ALTGEÇİT	KAVŞAK
25	EKİP	KALİTE	EKİP	EKİP	EKİP	EKİP
26	EKSKAVATÖR	MOZETA	MÜCADELE	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR	EKSKAVATÖR
27	EKSPRES	MÜTEAHHİT	MOTORİN	EKSPRES	EKSPRES	EKSPRES
28	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON	ELEVASYON
29	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK	EMLAK
30	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	EMNİYET	DÖNÜŞ	EMNİYET
31	EMNİYETSİZ	HAFİF	EMNİYETSİZ	KORİDOR	EMNİYETSİZ	EMNİYETSİZ
32	EMÜLSİYON	EMÜLSİYON	KOMPLEKS	EMÜLSİYON	MOTOR	EMÜLSİYON
33	ENKESİT	GEÇİŞ	ENKESİT	KALIP	ENKESİT	GEÇ
34	ESNEK	ESNEK	MANİVELA	İNŞAAT	ESNEK	ESNEK
35	ALTTEMEL	ALTTEMEL	ALTTEMEL	ALTTEMEL	ALTTEMEL	ALTTEMEL
36	ETMEK	ETMEK	ETMEK	ETMEK	ETMEK	ETMEK
37	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE	ETRİYE
38	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT	ETÜT
39	FAUNA	FAUNA	GROBETON	FAUNA	FAUNA	FAUNA
40	FERAĞ	FERAĞ	ONDULASYON	MÜTEAHHİT	FERAĞ	FERAĞ
41	FEZEYAN	FEZEYAN	GEÇ	FEZEYAN	FEZEYAN	FEZEYAN
42	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ	GABARİ
43	GAGA	MOTOR	AÇIK	AÇIK	GAGA	GAGA
44	GAR	GECE	DÖNEL	GAR	DRENAJ	GAR
45	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ	GARAJ
46	AMPATMAN	AMPATMAN	AMPATMAN	AMPATMAN	AMPATMAN	KESKİ
47	GECE	GECE	GECE	GECE	GECE	GECE
48	GEÇ	GEÇ	GEÇ	GEÇ	GEÇ	GEÇ
49	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ	GEÇİCİ
50	GEÇİŞ	GAGA	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ	GEÇİŞ
51	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	GEÇİT	ENKESİT	İŞLETME
52	GERGİ	MICIR	GERGİ	GERGİ	GERGİ	GERGİ
53	GİDO	GİDO	GİDO	GİDO	GİDO	GİDO
54	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ	GİRİŞİ
55	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	GÖRÜŞ	DOLGU
56	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI	HIZ SINIRI
57	ANAKİRİŞ	ANAKİRİŞ	ANAKİRİŞ	ANAKİRİŞ	ANAKİRİŞ	ANAKİRİŞ
58	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON	GRADASYON
59	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER	GREYDER
60	GROBETON	GROBETON	GROBETON	GROBETON	MOTORİN	AYIRICI
61	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE	GUSE
62	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ	GÜÇLÜ
63	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ	GÜNDÜZ
64	GÜVENLİ	GÜVENLİ	İMAR	GÜVENLİ	GÜVENLİ	GÜVENLİ
65	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ	GÜVENSİZ
66	HACIM	EKİP	HARİTA	HACIM	GEÇİŞ	HACIM
67	HAFİF	HAFİF	HAFİF	DÖNÜŞ	GUSE	HAFİF
68	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON	APLIKASYON
69	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ	HARÇ	DÖNÜŞ

70	HAREKET	KİRİŞ	HARÇ	HAREKET	DÖŞEME	HIZ
71	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ	HAREKETLİ
72	HARİTA	HARİTA	DİREKSİYON	HARİTA	HARİTA	HARİTA
73	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA	HAVA
74	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN	HEMZEMİN
75	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK	HENDEK
76	HEYELAN	HEYELAN	HEYELAN	DİREKSİYON	İFRAZ	HEYELAN
77	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ	HIZ
78	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN	HIZLAN
79	ARABA	ALTGEÇİT	ARABA	ALTGEÇİT	ARABA	ARABA
80	IDARE	IDARE	MÜTEAHHİT	HENDEK	IDARE	IDARE
81	İFRAZ	İKTİSAP	İFRAZ	İMAR	DÖŞEME	MÜCADELE
82	İHALE	İHALE	İHALE	GEÇ	ELEVASYON	GROBETON
83	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP	İKTİSAP
84	İLERİ	İLERİ	İLERİ	İLERİ	EĞİTİM	İLERİ
85	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR	İMAR
86	İNŞAA	KUSUR	DÖNÜŞ	MOTOR	İNŞAA	İNŞAA
87	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT	İNŞAAT
88	İSKELE	İSKELE	İSKELE	AÇIK	İSKELE	İSKELE
89	İSTASYON	İSTASYON	EMNİYETSİZ	İSTASYON	İSTASYON	MESAFESİ
90	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ	ARAÇ	İNŞAA
91	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF	DOLDURMA	İSTİKŞAF	İSTİKŞAF
92	İŞ	HAFİF	İŞ	HARÇ	DUVAR	İŞ
93	İŞARET	İŞARET	İŞARET	MESAFESİ	ELEVASYON	İŞARET
94	İŞARETLEME	İŞARETLEME	EHLİYET	İŞARETLEME	AĞAÇ	HACİM
95	İŞÇİ	İŞARETLEME	DOLDURMA	KOROZYON	İŞÇİ	İŞÇİ
96	İŞGAL	AÇIK	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL	İŞGAL
97	İŞLETME	İŞLETME	İŞLETME	METRE	İŞLETME	İŞLETME
98	İZ	İZ	İKTİSAP	İZ	İZ	İZ
99	İZİN	İZİN	İZİN	İZİN	İZİN	İZİN
100	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ	JEODEZİ
101	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ	ARAZÖZ
102	KADEME	KADEME	KADEME	DÖNÜŞ	KADEME	KADEME
103	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM	KALEM
104	KALIP	KALIP	KALIP	KALIP	KALIP	KALIP
105	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE	KALİTE
106	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA	KAMA	KAYGAN
107	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON	KAMYON
108	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET	KAMYONET
109	KANTAR	KANTAR	HAVA	GEÇİCİ	KANTAR	KANTAR
110	KAPALI	KAPALI	KAPALI	KESİKLİ	KAPALI	KAPALI
111	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA	KAPLAMA
112	AÇIK	AÇIK	AÇIK	AÇIK	AÇIK	AÇIK
113	ARİYAT	MALZEME	ARİYAT	MALZEME	ARİYAT	MALZEME
114	KAR	KAR	KAR	KAR	KAR	KAR
115	KARAYOLU	KARAYOLU	DÖŞEME	DÖŞEME	KARAYOLU	KARAYOLU
116	KASA	KASA	KASA	KUM	KASA	KASA
117	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI	KATKI
118	KAVŞAK	KAVŞAK	KAVŞAK	KAZIYICI	HAFİF	KAVŞAK
119	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN	KAYGAN
120	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA	KAZA	KENT
121	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI	KAZI
122	KAZICI	KAZICI	KAZICI	KAZICI	KAZICI	KAZICI
123	KAZIK	KAZIK	KAZIK	KAZIK	ARABA	KAZIK
124	ASFALT	ASFALT	ASFALT	ASFALT	ASFALT	ASFALT
125	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA	KAZIMA
126	KAZIYICI	KAVŞAK	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI	KAZIYICI
127	KEMER	KEMER	DÜZELTME	KEMER	KALIP	KEMER
128	KENAR	KENAR	KAZICI	KENAR	KAZICI	KAZICI
129	KENT	KENT	KORNİŞ	KENT	KENT	KENT
130	KESİKLİ	KAZICI	KAZICI	ENKESİT	KESİKLİ	KALİTE
131	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM	KESİM
132	KESKİ	KESKİ	KAPLAMA	KESKİ	KESKİ	KESKİ
133	KESON	ALİYNMAN	ALİYNMAN	KAZICI	ALİYNMAN	KESKİ
134	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM	KİLOGRAM
135	ASMA	ASMA	KEMER	ASMA	ASMA	ASMA
136	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE	KİLOMETRE
137	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI	KIRMIZI
138	KİŞ	KİŞ	KİŞ	KİŞ	HARİTA	KİŞ
139	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ	KİLİTLİ
140	KİRİŞ	KİRİŞ	KİRİŞ	İŞ	KİRİŞ	HEMZEMİN
141	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	AĞAÇ	MÜCAVİR
142	KOMPLEKS	KALIP	KOMPLEKS	KOMPLEKS	KOMPLEKS	KOMPLEKS
143	KONSOL	KONSOL	KOROZYON	KONSOL	EMNİYETSİZ	KONSOL
144	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL	KONTROL
145	KORIDOR	MÜCADELE	ALİYNMAN	HARİTA	KORIDOR	KORIDOR
146	ASTAR	ASTAR	ASTAR	ASTAR	ASTAR	KORIDOR
147	KORKULUK	KORKULUK	KESİKLİ	KORKULUK	KORNİŞ	KONSOL
148	KORNİŞ	KORNİŞ	KORNİŞ	KORNİŞ	KORNİŞ	KORNİŞ
149	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	KOROZYON	EHLİYET	KOROZYON

150	KOT	KOT	KOT	KOT	KOT	KOT
151	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ	KÖPRÜ
152	KÖŞE	MINİBÜS	KESİKLİ	MANSAP	NAKLİYE	DOLDURMA
153	KUM	KUM	KUM	KIŞ	FEZEYAN	FEZEYAN
154	KURP	EMNİYETSİZ	KURP	ASTAR	KURP	KOROZYON
155	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR	KUSUR
156	MAKİNA	KALİTE	MAKİNA	MAKİNA	İDARE	MAKİNA
157	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI	AŞINDIRICI
158	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ	MALÇ
159	MALİYET	MALİYET	KEMER	MALÇ	MALİYET	MALİYET
160	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME	MALZEME
161	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MANİVELA	MÜTEAHHİT
162	MANSAP	MANSAP	MANSAP	EMÜLSİYON	GEÇİT	NAKLİYE
163	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ	MARŞ
164	MEKİK	MEKİK	MEKİK	MEKİK	MEKİK	MEKİK
165	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA	MEMBA
166	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ	MENFEZ
167	MERMER	MOLOZ	MERMER	MERMER	MERMER	DOLDURMA
168	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA	AŞINMA
169	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ	MESAFESİ
170	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ	MESLEKİ
171	MESNET	MESNET	MESNET	MESNET	NOKTA	EMNİYETSİZ
172	METRE	METRE	METRE	METRE	METRE	METRE
173	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR	MİCİR
174	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR	MİKTAR
175	MINİBÜS	MINİBÜS	MINİBÜS	MINİBÜS	AÇIK	AÇIK
176	MOLOZ	KANTAR	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ	MOLOZ
177	MOTOR	MOTOR	MOTOR	MOTOR	MOTOR	MOTOR
178	MOTORİN	MOTORİN	MOTORİN	GABARİ	MOTORİN	MOTORİN
179	AŞINMIŞ	AŞINMIŞ	AŞINMIŞ	AŞINMIŞ	AŞINMIŞ	AŞINMIŞ
180	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA	MOZETA
181	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE	MUAYENE
182	MURÇ	MURÇ	MURÇ	MURÇ	İNŞAA	MURÇ
183	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE	MÜCADELE
184	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MÜCAVİR	MESAFESİ
185	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS	MÜHENDİS
186	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET	MÜLKİYET
187	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT	MÜTEAHHİT
188	NAKLİYE	DOLDURMA	İZİN	NAKLİYE	MINİBÜS	NAKLİYE
189	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA	NOKTA
190	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI	AYIRICI
191	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL	OKUL
192	OLUK	OLUK	OLUK	ALİYNMAN	OLUK	OLUK
193	ONDULASYON	ONDULASYON	ONDULASYON	KOROZYON	ONDULASYON	MİCİR
194	ORTA	ORTA	ORTA	EMNİYETSİZ	ORTA	EMÜLSİYON
195	ORTALAMA	ORTALAMA	İKTİSAP	ORTALAMA	KASA	ORTALAMA
196	OTO	OTO	OTO	OTO	OTO	OTO
197	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS	OTOBÜS
198	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL	OTOMOBİL
199	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL	OTOYOL
200	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK	OYUK

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Ahmet Emin KARKINLI

Uyruğu: Türkiye (TC)

Doğum Tarihi ve Yeri: 01 Kasım 1986, Çankırı

Medeni Durumu: Evli

Tel: +90 352 207 66 66 / 32678

Fax: +90 352 437 57 84

E-posta: aekarkinli@erciyes.edu.tr

Yazışma Adresi: Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Harita Mühendisliği

Bölümü 38039 Talas/KAYSERİ

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Doktora	ERÜ Fen Bilimleri Enstitüsü	2017
Yüksek Lisans	ERÜ Fen Bilimleri Enstitüsü	2011
Lisans	ERÜ Müh. Fak. Jeodezi ve Fotogrametri Müh. Bölümü	2008
Lise	Çankırı Anadolu Lisesi	2004

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2010 - 2017	Erciyes Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2009 - 2010	Niğde Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

1. Karkınlı, A. E., Civicioglu, P., Beşdok, E., Kesikoğlu, A., Çoruh, L., & Tercan, E. (2016). Graphical documentation of antic relief surfaces. *Journal of Cultural Heritage*, 21, 894-898.
2. Günen M.A., Karkınlı A.E. , Kesikoğlu A., Beşdok E., "KINECT-II Sensörü İle Çevresel Haritalama", 6. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Adana, Türkiye, 5-7 Ekim 2016
3. Kesikoğlu A., Karkınlı A.E. , Günen M.A., Beşdok E., "Rota Planlamada Koloni-Arama Algoritması' nın Kullanılması", 6. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Adana, Türkiye, 5-7 Ekim 2016
4. Civicioğlu Beşdok P. , Günen M.A., Karkınlı A.E. , Beşdok E., "Evrimsel Arama Algoritmalarının Kaotik Doğası ve Geomatik Mühendisliğinde Kullanım Olanakları", 6. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Adana, Türkiye, 5-7 Ekim 2016
5. Kesikoğlu M.H., Atasever Ü.H., Kesikoğlu A., Karkınlı A.E., Özkan C., Beşdok E., "Sultan Sazlığı Milli Parkı Ramsar Bölgesi Arazi Örtüsünün Belirlenmesi:Boosting Sınıflandırma Yaklaşımı ", Türkiye Ulusal Fotogrametri Ve Uzaktan Algılama Birliği VIII.Sempozyumu, Konya, Türkiye, 21-23 Mayıs 2015
6. Karkınlı A.E., Kesikoğlu A., Kesikoğlu M.H., Atasever Ü.H., Özkan C., Beşdok E., "İnsansız Hava Araçları ile Sayısal Arazi Modeli Üretimi ", ", Türkiye Ulusal Fotogrametri Ve Uzaktan Algılama Birliği VIII.Sempozyumu, Konya, Türkiye, 21-23 Mayıs 2015
7. Çivicioğlu Beşdok P., Karkınlı A.E., Kesikoğlu A., Atasever Ü.H., Kurban T., Beşdok E., "Nokta Bulutlarının Filtrelenmesinde Koloni-Arama Algoritmasının Kullanımı", V. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, İstanbul, Türkiye, 14-17 Ekim 2014
8. Çivicioğlu Beşdok P., Atasever Ü.H., Özkan C., Beşdok E., Karkınlı A.E., Kesikoğlu A., "Performance Comparison Of Evolutionary Algorithms For Image Clustering", Mid-term Symposium of ISPRS Technical Commission VII "Thematic Processing, Modeling and Analysis of Remotely Sensed Data"., İstanbul, TÜRKİYE, 29 Eylül - 2 Ekim 2014

9. Kesikoğlu A., Karkinli A.E., Kurban T., Beşdok E., "Termal Görüntülerin Anlamlılık Düzeylerinin Arttırılmasında Görüntü Birleştirmenin Kullanımı", 14. Türkiye Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı, Ankara, TÜRKİYE, 14-17 Mayıs 2013
10. Çivicioğlu Beşdok P., Karkinli A.E., Beşdok E., "Konuşma Tanıma Algoritmalarının Cbs'De Kullanımı Ve Dsa Tabanlı Bir Konuşma Tanıma Uygulaması", IV. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Zonguldak, TÜRKİYE, 1-4 Kasım 2012
11. Çivicioğlu Beşdok P., Karkinli A.E., Beşdok E., "Dinamik Sensör Yerleştirme Probleminin Diferansiyel Arama Algoritması İle Çözülmesi", IV. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Zonguldak, TÜRKİYE, 1-4 Kasım 2012
12. Kurban T., Karkinli A.E., Kesikoğlu A., Beşdok E., "Konuşma Tanıma, Görüntü Ve Gps Tabanlı Coğrafi Veri Toplama Arabirimi ", IV. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Zonguldak, TÜRKİYE, 1-4 Kasım 2012
13. Kesikoğlu A., Karkinli A.E., Kurban T., Beşdok E., "Betonarme Binalarda Isınma Amaçlı Enerji Kullanımı Verimliliği: Bilgi Sistemi Tabanlı Bir Analiz", Tmmob Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi, Antalya, TÜRKİYE, 31 Ekim - 4 Kasım 2011
14. Karkinli A.E., Kurban T., Kesikoğlu A., Beşdok E., "Cbs`De Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği Tabanlı Risk Simülasyonları Ve Yönetimi", Tmmob Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi , Antalya, TÜRKİYE, 1-4 Kasım 2011
15. Çivicioğlu Beşdok P., Beşdok E., Karkinli A.E., "Çizgi-Lazer Tabanlı Bir 3B Tarayıcı Tasarımı", IEEE 19. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Antalya, TÜRKİYE, 1-4 Nisan 2011
16. Kurban T., Beşdok E., Karkinli A.E., "Uydu Görüntülerinin Yapay Arı Kolonisi (Abc) Algoritması İle Bölütlenmesi", III. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Kocaeli, TÜRKİYE, 1-4 Aralık 2010
17. Kurban T., Beşdok E., Karkinli A.E., "Navigasyon Amaçlı Geovideo Tabanlı Rehberlik Sistemi", III. Uzaktan Algılama Ve CBS Sempozyumu, Kocaeli, TÜRKİYE, 1-4 Aralık 2010
18. Geymen A., Beşdok E., Karkinli A.E., Kurban T., Atasever Ü.H., "Erciyes Üniversitesi Kampüs Bilgi Sistemi", 2. Uzaktan algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu, Kayseri, TÜRKİYE, 13-15 Ekim 2008