Konuşma Tanıma için Yapay Öğrenme

Murat SARAÇLAR

Boğaziçi Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü

Murat SARAÇLAR
http://busim.ee.boun.edu.tr/~murat/

- 1994 Bilkent U. EE (BS)
- 2000 Johns Hopkins U. (MS, PhD)
- 2000-2005 AT&T Labs – Research
- 2005- Boğaziçi U. EE
- 2011-2012 Google Inc.
- 2012-2013 IBM T.J. Watson Research Center
- 2013- Özgür Deniz ☺

Özet

- Konuşma Tanıma
- İstatistiksel Modeller
- Yapay Öğrenme
- Derin Öğrenme

Konuşma Tanıma

Tanımlar

Yaklaşımlar

Uygulamalar

Konuşma Tanıma: Tanımlar

- (Otomatik) Konuşma Tanıma:

= (Automatic) Speech Recognition

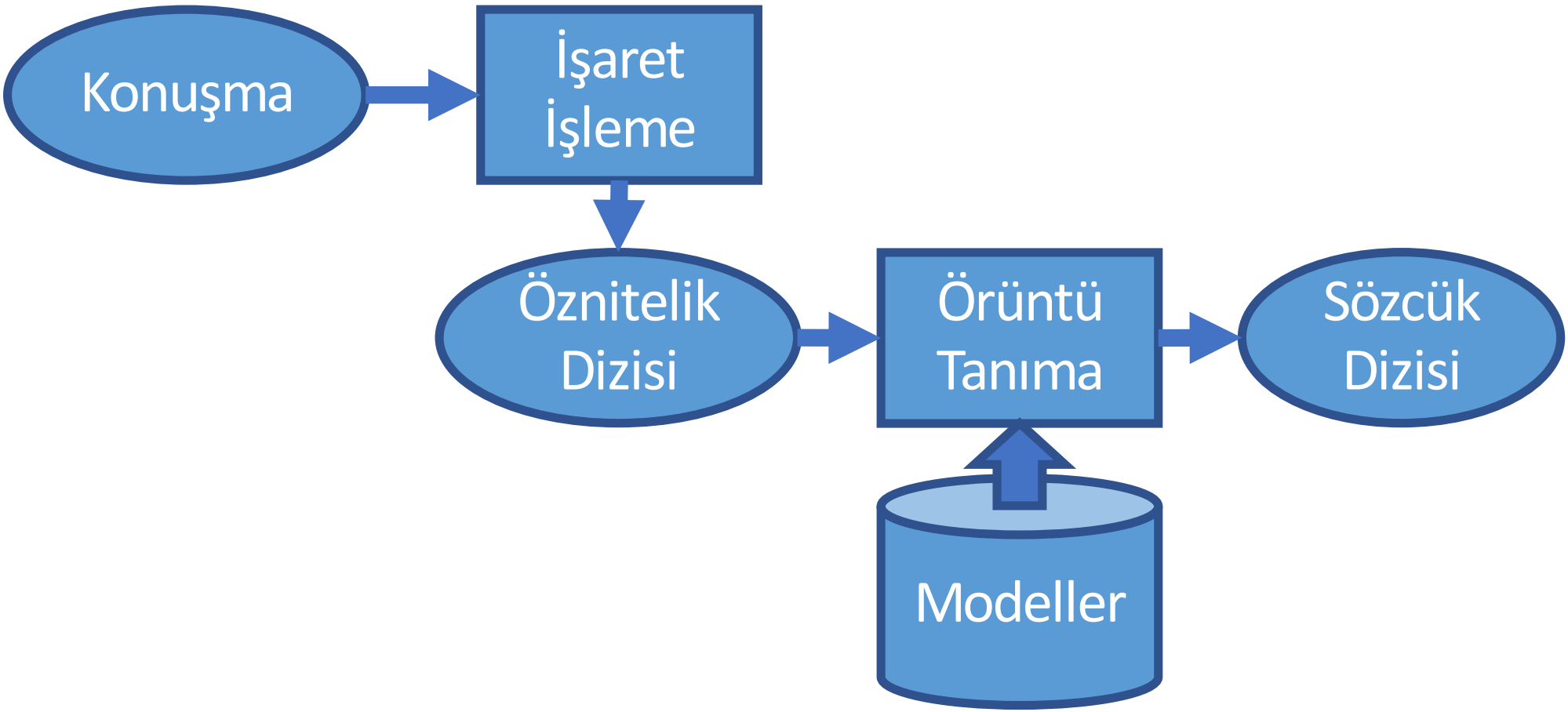
- Konuşmanın yazıya dökülmesi

  (yazılandırma = transcription)

Konuşma Tanıma: Girdi ve Çıktılar

- Girdi: Konuşma «sinyali»
  - Sayısallaştırılmış (8-16 kHz, 8-16 bit)
- Ara gösterim: Öznitelikler dizisi
  - Konuşmada bilgi sinyalin zaman-frekans içeriğindedir
  - İşaret işleme yöntemleriyle elde edilen öznitelikler
  - Vektör dizisi (yaklaşık olarak saniyede 100 tane)
- Çıktı: Kelime dizisi
  - Varsayım: sonlu dağarcık

Konuşma Tanıma: Sistem



Konuşma Tanıma: Yaklaşımlar

- Örüntü eşleştirme
- İstatistiksel modelleme
- Derin öğrenme

Konuşma Tanıma: Uygulamalar

- Dikte (bilgisayar, cep telefonu, …)
- İnsan bilgisayar (makina) arayüzü
- Telefon üzerinden etkileşim (örn. müşteri hizmetleri)
- Ses içeriğine erişim
- Akıllı asistanlar
- Sesli çeviri

Konuşma Tanıma için İstatistiksel Yaklaşımlar

Tanımlar

Modeller

Yöntemler

İstatistiksel Konuşma Tanıma:

Biraz Matematiksel Notasyon

- Girdi: Akustik öznitelik vektör dizisi (A)

$$t = 1, \ldots, T$$
$$a_t \in \mathbb{R}^d$$
$$A = a_1, a_2, \ldots, a_T$$

- Çıktı: Kelime dizisi (W)

$$i = 1, \ldots, N$$
$$w_i \in \mathcal{V}$$
$$W = w_1, w_2, \ldots, w_N$$

İstatistiksel Konuşma Tanıma

- En olası sözcük dizisi

$$\hat{W} = \arg\max_{W} P(W|A)$$

- Bayes kuralı yardımıyla

$$\hat{W} = \arg\max_{W} \frac{P(A|W)P(W)}{P(A)}$$

- Konuşma tanımanın temel denklemi:

$$\hat{W} = \arg\max_{W} P(A|W)P(W)$$

$P(W)$: Dil Modeli

- Dil modeli bir dildeki tüm cümlelere (kelime dizilerine) bir olasılık atar.
- En genel haliyle $P(W) = \prod_{i=1}^{N} P(w_i|w_1, \ldots, w_{i-1})$
- Tabii ki i arttıkça bütün bu koşullu olasılıkları belirlemek mümkün olmayacaktır.
- Çözüm: Geçmişi gruplamak $h_i = \Phi(w_1, \ldots, w_{i-1})$
- Böylece $P(W) = \prod_{i=1}^{N} P(w_i|h_i)$

$P(A|W)$: Akustik Model

- Akustik model bir akustik öznitelik vektör dizisinin bir sözcük dizisine karşılık gelme (koşullu) olasılığını verir.
- Bir dildeki tüm sözcük dizileri için ayrı bir olasılık modeli kestirmek mümkün değildir.
- Kısıtlı dağarcıklar haricinde tüm sözcükler için bile ayrı bir olasılık modeli kestirmek mümkün olmayabilir.
- Bu nedenle akustik modelleme için sözcüklerden küçük birimler kullanılır.

Söyleyiş (Telaffuz, Sesletim) Modeli: Sözcüklerden Sesçiklere

- Akustik modelleme için tercih edilen birimler sesçiklerdir (phone/phoneme).
- Sesçikler bağlam içinde modellenir. (örn. triphone)

- Sözcüklerden sesçiklere geçiş için bir söyleniş sözlüğü (pronunciation lexicon) kullanılır.

- Doğal karşılıklı konuşma için olasılıksal modeller önerilmiştir.

$\arg\max$: En olası sözcük dizisini bulma

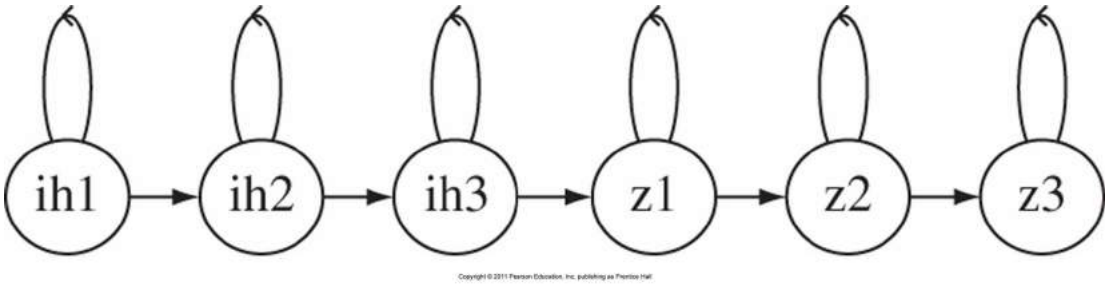
- Arama uzayı bir dildeki tüm sözcük dizilerini içermektedir.
- Bu uzay sonsuz olduğuna göre arama işlemi verimli bir şekilde yapılmalıdır.
- Eğer arama uzayı uygun bir şekilde (örn. sonlu durum içeren bir çizge) düzenlenirse dinamik programlama kullanılabilir.

$P(W)$: (Görünür) Markov modelleri

- Markov varsayımı: Gelecek sadece şimdiki duruma bağlıdır, geçmişten bağımsızdır. $P(W) = \prod_{i=1}^{N} P(w_i|h_i)$
- Uzak geçmişi unutursak *n*-gram: $h_i = \{w_{i-n+1}, \ldots, w_{i-1}\}$
  - *Unigram:* $P(W) = \prod_{i=1}^{N} P(w_i)$
  - *Bigram:* $P(W) = \prod_{i=1}^{N} P(w_i|w_{i-1})$
  - *Trigram:* $P(W) = \prod_{i=1}^{N} P(w_i|w_{i-2}, w_{i-1})$
- Model parametreleri durumlar arasındaki geçiş olasılıklarıdır.
- Ağırlıklı sonlu durum makinasıyla gerçeklenebilir.

$P(A|W)$: Saklı Markov Modelleri (SMM)

- Saklı Markov modellerinde durumlar saklıdır.
- Yani hangi gözlemin hangi durumdan geldiği belli değildir.
- Her bir sesçik soldan sağa bir SMM ile modellenir.
- Sözcük modelleri sesçik modellerinin ardarda eklenmesiyle elde edilir.



$P(A|W)$: SMM Olasılıkları

- Söyleyiş modeli ve saklı Markov modellerinin eklenmesiyle

$$W \rightarrow S = s_1, \ldots s_M \text{ (sonlu durum dönüştürücüsü)}$$

$$P(A|\Lambda(S)) = \sum_{Q} P(A, Q|\Lambda(S))$$

$$P(A, Q|\Lambda(S)) = \prod_{t=1}^{T} P(q_t|q_{t-1}; \Lambda(S))p(a_t|q_t; \Lambda(S))$$

- $P(q_t|q_{t-1})$: Durumlar arası geçiş olasılıkları

$P(a_t|q_t)$: Durum Çıktı Olasılık Dağılımı

- Gauss Dağılımı (Normal dağılım)

$$p(a_t|q_t) = \mathcal{N}(a_t; \mu, \Sigma)$$

- Gauss Karışım Modelleri

$$p(a_t|q_t) = \sum_k w_k \mathcal{N}(a_t; \mu_k, \Sigma_k)$$

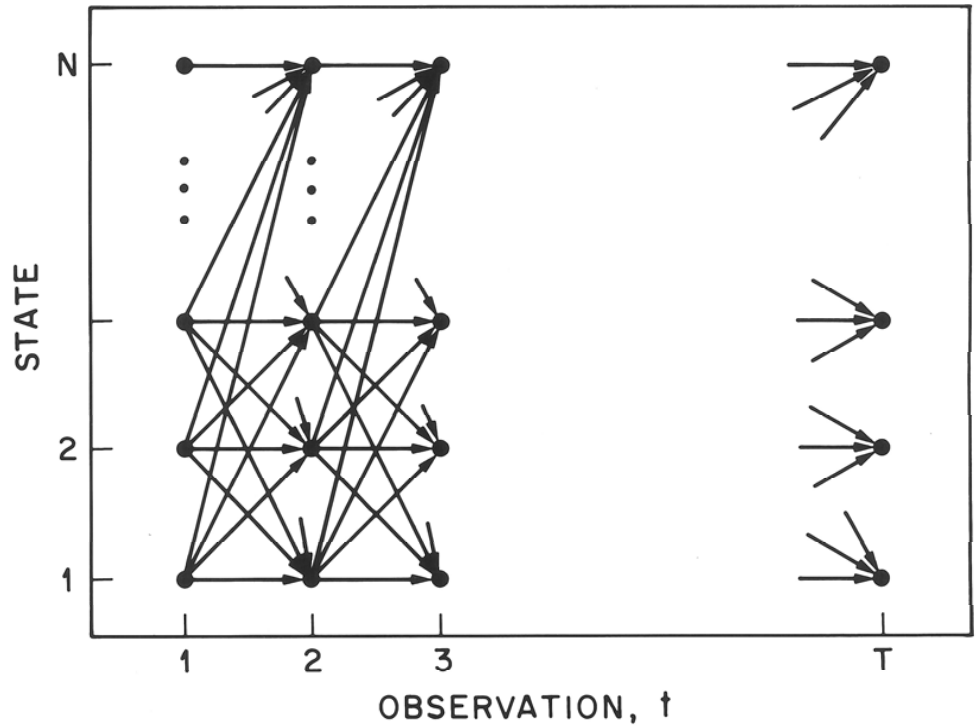
- Yapay Sinir Ağları

Modellerin Birleştirilmesi

- Ağırlıklı Sonlu Durum Makinaları ve Dönüştürücüleri
  - H: Saklı Markov Modeller (SMM'lerden durumlara)
  - C: Bağlam Modeli (sesçiklerden SMM'lere)
  - L: Söyleyiş sözlüğü (sözcüklerden sesçiklere)
  - G: Dil modeli (sözcükler)
- Arama uzayı: HoCoLoG
- Bu uzayı arama için verimli bir hale getirmek mümkündür. (det, min, push)

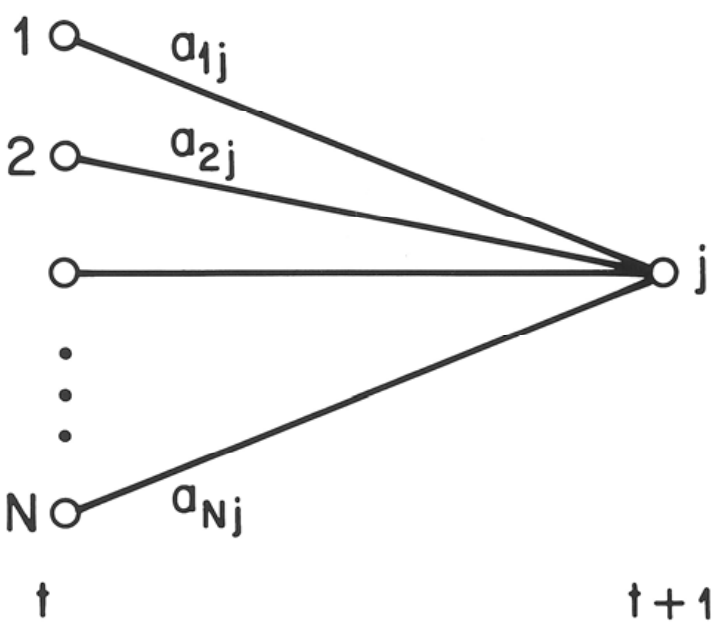
En iyi durum dizisinin bulunması

- Kafes yapısı (trellis)



Viterbi Algoritması - 1

$$\delta_t(i) \equiv p(q_1^{t-1}, q_t = s_i, a_1^t)$$



1. Başlangıç:

$$\delta_1(i) = p(a_1|q_1 = s_i)$$
$$\psi_1(i) = 0$$

2. Yineleme: $t = 1, \ldots, T-1$

$$\delta_{t+1}(j) = \max_i \delta_t(i)\, a_{ij}\, p\left(a_{t+1}\middle|q_{t+1} = s_j\right)$$
$$\psi_{t+1}(j) = \max_i \delta_t(i)\, a_{ij}$$

Viterbi Algoritması - 2

$$\delta_t(i) \equiv p(q_1^{t-1}, q_t = s_i, a_1^t)$$

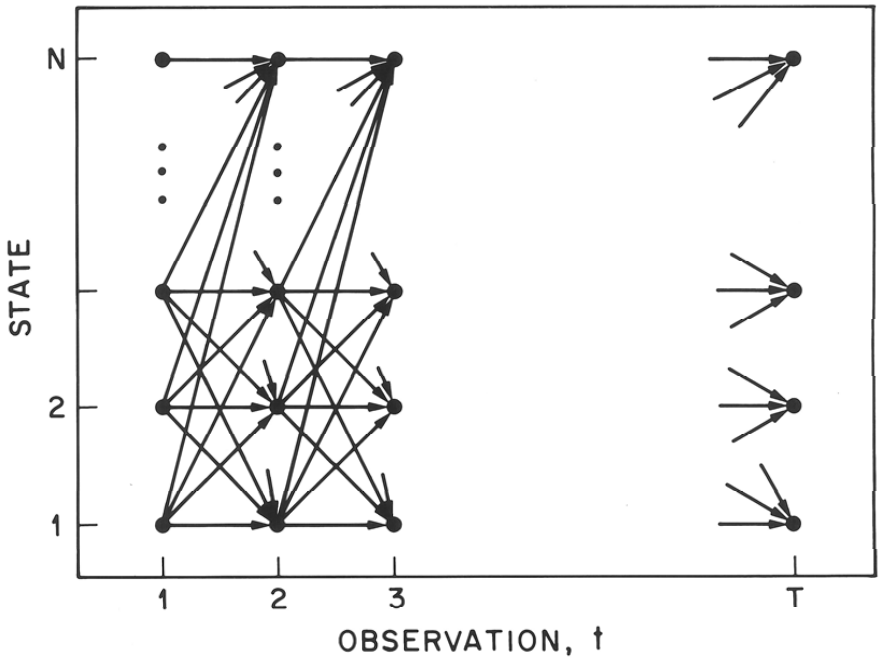
3. Son:

$$p^* = \max_i \delta_T(i)$$

$$q_T^* = \arg\max_i \delta_T(i)$$

4. Geri izleme: $t = T - 1, \ldots, 1$

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*)$$



En iyi sözcük dizisi

- Viterbi algoritması N^T durum dizisi içinden en iyi olanı N^2T işlemle bulur.

- Sonlu durum dönüştürücüsünde sözcük bilgileri de saklanarak en iyi sözcük dizisi de belirlenmiş olur.

- Çıktı: En iyi durum/sözcük dizisi ve zaman bilgisi

Model Parametrelerinin Kestirimi

Ayrık (Görünür) Markov Model Olasılıklarının Kestirimi

- En yüksek olabilirlik kestirimi verinin olasılığını en yüksek yapan model parametrelerini belirler.
- Ayrık (görünür) Markov modelleri için parametreleri elimizdeki veriyi kullanarak sayma ve bölme işlemleriyle bulabiliriz.
- Örneğin ikili (bigram) dil modeli için

$$\hat{P}(w_i|w_{i-1}) = \frac{C(w_{i-1},w_i)}{C(w_{i-1})}$$

Dil Modelinde Sıfır Olasılıklarla Başa Çıkma - 1

- En yüksek olabilirlik kestirimi veride görülmeyen dizilere 0 olasılık atar.
- Dil modellemede bunu istenmez.
- Yumuşatma yöntemleri (smoothing)
  - Zenginden alıp fakire verme ☺
- Daha düşük derece koşullanmış olasılıkları kullanma
  - Aradeğerleme (interpolation)
  - Unutma (back-off)

Dil Modellemede Yumuşatma Yöntemleri

- N: derlem boyutu, V: dağarcık boyutu
- En yüksek olasılık kestirimi: $P(w_i) = \frac{C(w_i)}{N}$
- Laplace (bir ekleme): $P^*(w_i) = \frac{C(w_i)+1}{N+V}$
- Sabit (d) azaltma: Eğer $C(w_i) > 0$ ise $P^*(w_i) = \frac{C(w_i)-d}{N}$
  Arda kalan olasılık görülmeyen sözcüklere dağıtılır.
- Good-Turing
- Kneser-Ney

Daha düşük derece modelleri kullanma

- Ara değerleme (interpolation):

$$\tilde{P}(w_i|w_{i-1}) = \lambda P(w_i|w_{i-1}) + (1-\lambda)P(w_i)$$

- Unutma (back-off):

$$\tilde{P}(w_i|w_{i-1}) = \begin{cases} C(w_{i-1}, w_i) > 0 \text{ ise} & P^*(w_i|w_{i-1}) \\ \text{değilse} & \alpha(w_{i-1})\tilde{P}(w_i) \end{cases}$$

$P^*(w_i|w_{i-1})$ azaltılmış olasılıklarıdır.

Dil modelleme için yapay öğrenme

- En yüksek entropi (MaxEnt)
  - Öznitelik temelli bir yaklaşım: $\phi(w_i, h_i)$
  - Doğrusal kısıtlar için üstel bir dağılım tanımlar:

$$P(w_i|h_i) = \frac{e^{<\alpha,\phi(w_i,h_i)>}}{\sum_w e^{<\alpha,\phi(w,h_i)>}}$$

- Ayırıcı (ayrımsayıcı – discriminative) dil modelleri
  - Sadece doğruları değil yanlışları de dikkate alır
  - Doğrusal veya log-doğrusal (= üstel) modeller

Akustik Modellerin Kestirimi

- Üretici
  - En yüksek olabilirlik kestirimi

- Ayırıcı (ayrımsayıcı)
  - Koşullu en yüksek olabilirlik
  - En yüksek ortak bilgi kestirimi
  - En düşük (sesçik/sözcük) hata oranı kestirimi
  - En düşük Bayes riski kestirimi

Saklı Markov Modelleri için En Yüksek Olabilirlik Kestirimi

- Baum-Welch Algoritması
  - Bir beklenti-(en)büyütme (Expectation-Maximization) Algoritması
- İki adımdan oluşan döngüsel bir yöntem
  - Beklenti adımında bir önceki döngüdeki parametreler kullanılarak logaritmik olabilirlik fonksiyonunun beklenen değeri hesaplanır. Bu değer logaritmik olabilirlik fonksiyonunun bir alt sınırıdır.
  - (En)büyütme adımında ise bu alt sınırı (en)iyileyen parametre değerleri bulunur.

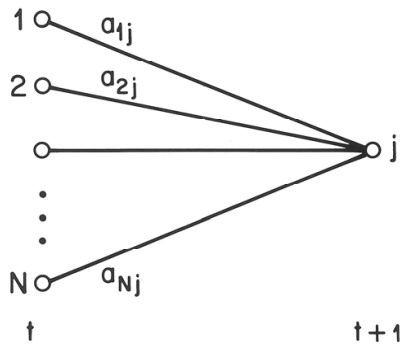
Beklenti (En)Büyütme Algoritması

- Model: M, gözlenen değişken: X, saklı değişken: Z
- Log olabilirlik: $\mathcal{L}(M|X) = \log \prod_t p(x_t|M) = \sum_t \log p(x_t|M)$
- Tüm log olabilirlik: $\mathcal{L}_c(M|X,Z) = \sum_t \log p(x_t, z_t|M)$

- Beklenti: $\mathcal{Q}\left(M\middle|M^i\right) = E[\mathcal{L}_c(M|X,Z)|X,M^i]$
- (En)büyütme: $M^{i+1} = \arg\max_M \mathcal{Q}(M|M^i)$
- Teorem: $\mathcal{Q}(M'|M) \geq \mathcal{Q}(M|M)$ ise $\mathcal{L}(M'|X) \geq \mathcal{L}(M|X)$

İleri (Forward) Algoritması

$$\alpha_t(i) \equiv p(a_1^t, q_t = s_i)$$

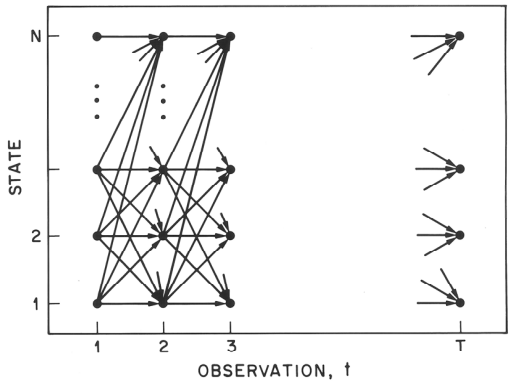


1. Başlangıç:

$$\alpha_1(i) = p(a_1|q_1 = s_i)$$

2. Yineleme: $t = 2, \ldots, T-1$

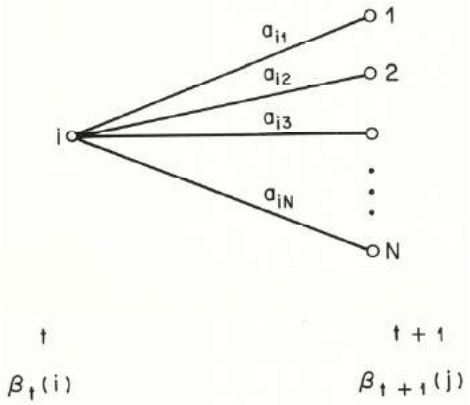
$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_i \alpha_t(i)\, a_{ij}\right] p\left(a_{t+1}\middle|q_{t+1} = s_j\right)$$



3. Son: $P(A|\Lambda(S)) = \sum_i \alpha_T(i)$

Geri (Backward) Algoritması

$$\beta_t(i) \equiv p(a_{t+1}^T | q_t = s_i)$$

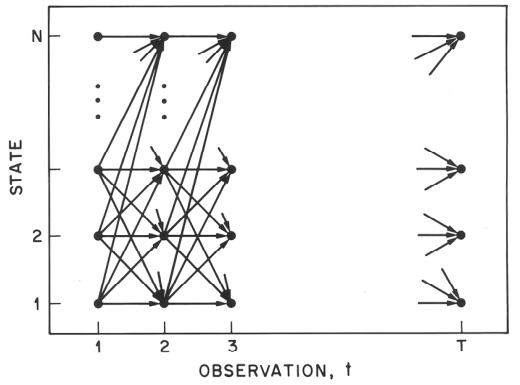


1. Başlangıç:

$$\beta_T(i) = 1$$

2. Yineleme: $t = T - 1, \ldots, 1$

$$\beta_t(i) = \sum_j a_{ij}\beta_{t+1}(j)\, p\left(a_{t+1} \middle| q_{t+1} = s_j\right)$$



Beklenen değerlerin hesaplanması

- Beklenen durum geçiş sayıları

$$\xi_t(i,j) \equiv P(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | a_1^T, \Lambda)$$

$$\xi_t(i,j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} p\left(a_{t+1} \middle| q_{t+1} = s_j\right) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i'} \sum_{j'} \alpha_t(i') a_{i'j'} p\left(a_{t+1} \middle| q_{t+1} = s_{j'}\right) \beta_{t+1}(j')}$$

- Beklenen durum bulunma sayıları

$$\gamma_t(i) \equiv P(q_t = s_i | a_1^T, \Lambda)$$

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i)\beta_t(i)}{\sum_{i'} \alpha_t(i')\beta_t(i')} = \sum_j \xi_t(i,j)$$

Model Parametrelerinin Güncellenmesi

- Geçiş olasılıkları

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_t \xi_t(i,j)}{\sum_t \gamma_t(i)}$$

- Gauss çıktı dağılımı için ortalama ve değişinti (varyans)

$$\hat{\mu}_i = \frac{\sum_t \gamma_t(i) a_t}{\sum_t \gamma_t(i)}$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{\sum_t \gamma_t(i)(a_t - \hat{\mu}_i)^2}{\sum_t \gamma_t(i)}$$

Konuşma Tanıma için Derin Öğrenme

Derin Öğrenme ve Yapay Sinir Ağları

- «Derin» derken yapay sinir ağlarının mimarisi (katman sayısı) kastedilmektedir.
- YSA derinleştikçe veri gösterimi de öğrenilmekte ve verinin önceden işlenmesine ihtiyaç azalmaktadır.
- Konuşma tanımada Mel Frekans Kepstral Katsayıları (MFCC) yerini büyük ölçüde log(-mel) enerji özniteliklerine bırakmıştır.

Konuşma Tanıma için Yapay Sinir Ağları

- Bir sınıflandırma yöntemi olan yapay sinir ağları sınıflandırmanın yanı sıra sınıflar üzerinden bir olasılık dağılımı da üretebilir.

- Bunun için çıkış katmanındaki çıktıların negatif olmayan ve toplamı bir olan değerler olması gerekir.

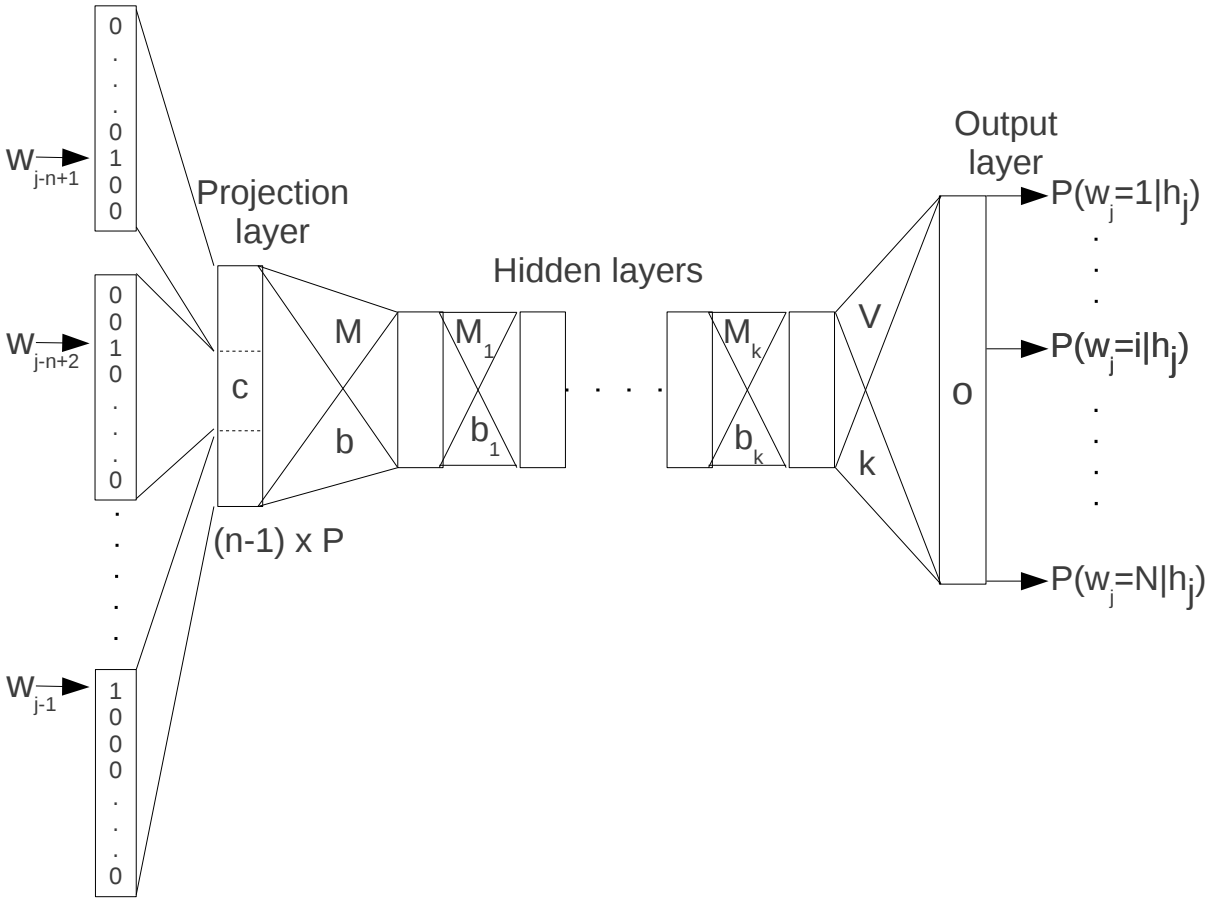
- Bu nedenle çıkış katmanında «softmax» işlevi kullanılır.

Dil Modelleme için Yapay Sinir Ağları

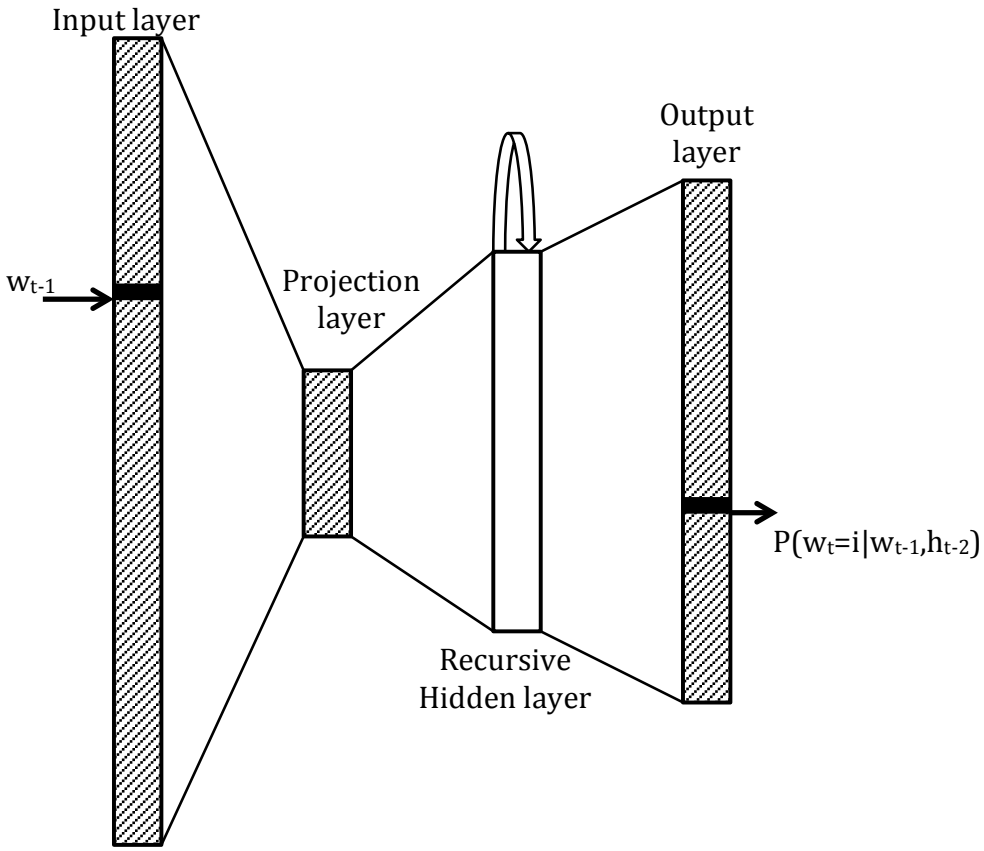
- Giriş katmanında geçmişe ait sözcük(ler) $w_{i-n+1}, \ldots, w_{i-1}$ sadece o sözcüğe karşılık gelen girdi 1, diğerleri 0 olacak şekilde oluşturulan vektörleri,
- İlk (doğrusal) ortak katmanda sözcüklerin sürekli bir uzaydaki vektör gösterimleri,
- Çıkış katmanında da tahmin edilen sözcükler w_i bulunur.

- Bu istenen koşullu olasılığı verir: $P(w_i|w_{i-n+1}, \ldots, w_{i-1})$

İleri Beslemeli Sinir Ağları

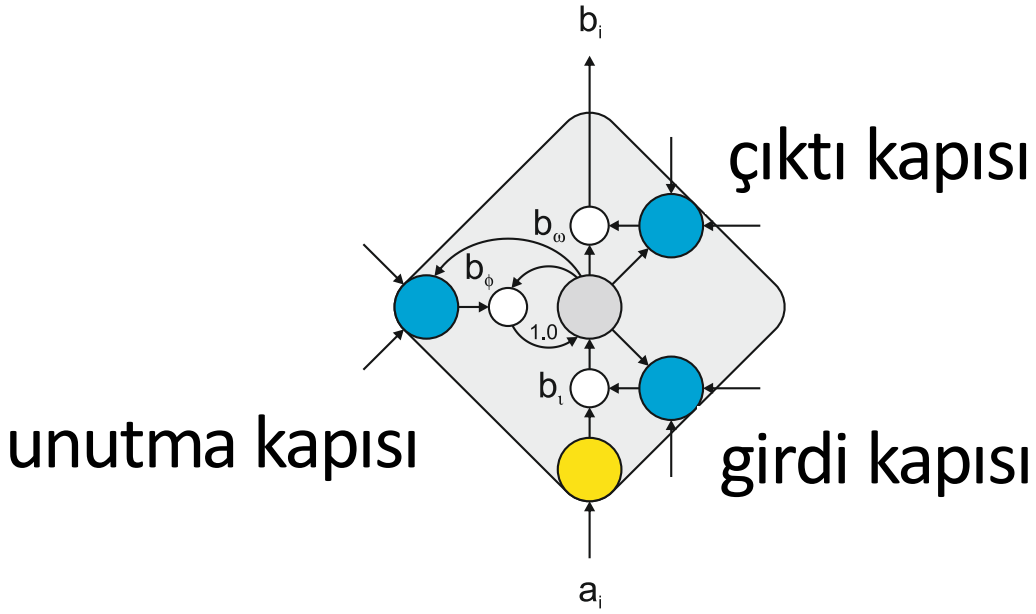


Yinelemeli (Özyineli) Sinir Ağları

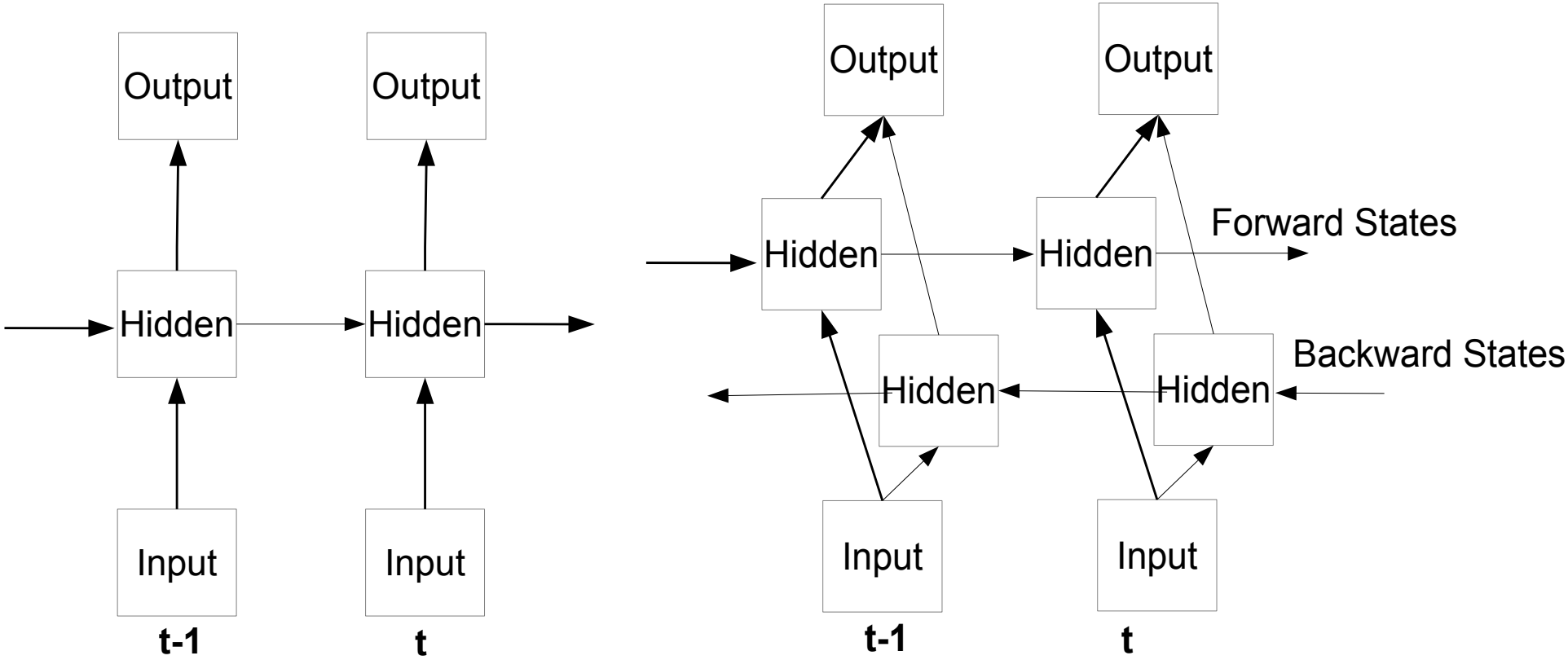


Uzun Kısa-Süreli Bellek (LSTM)

- Bir özyineli (yinelemeli) sinir ağı türüdür.
- Daha uzun etkileşimleri modelleyebilir.



Tek ve Çift Yönlü Yinelemeli Sinir Ağları



Akustik Modellemede Yapay Sinir Ağları

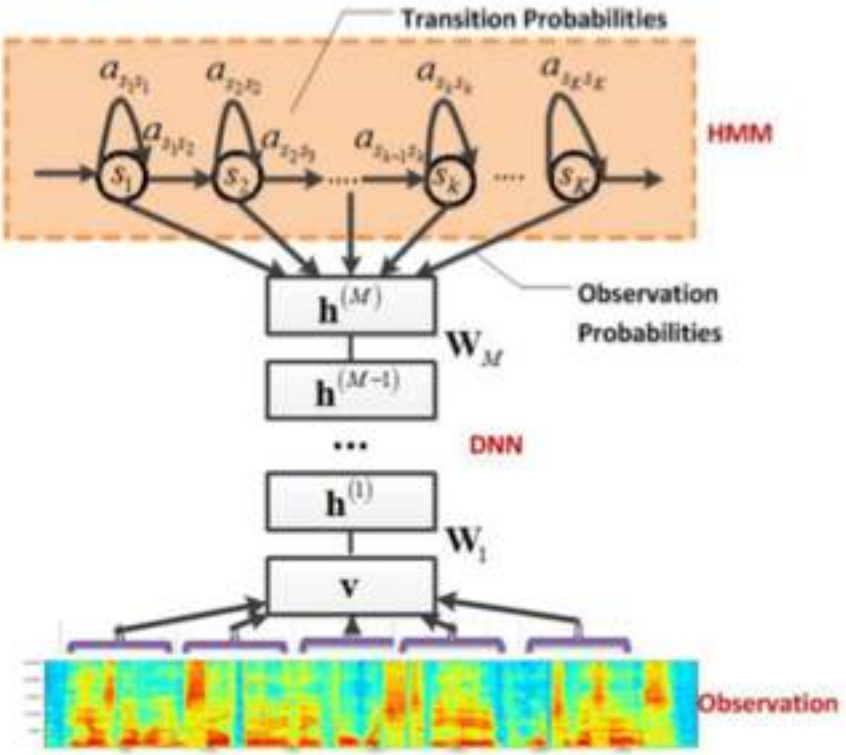
- Giriş katmanında bir zamana ait öznitelik vektörü a_t
- Çıkış katmanında da Markov modelinin durumları q_t

bulunur.

- Bu bir sonsal olasılık verir: $P(q_t|a_t)$
- Bayes kuralıyla durum çıktı olasılık dağılımı elde edilir.

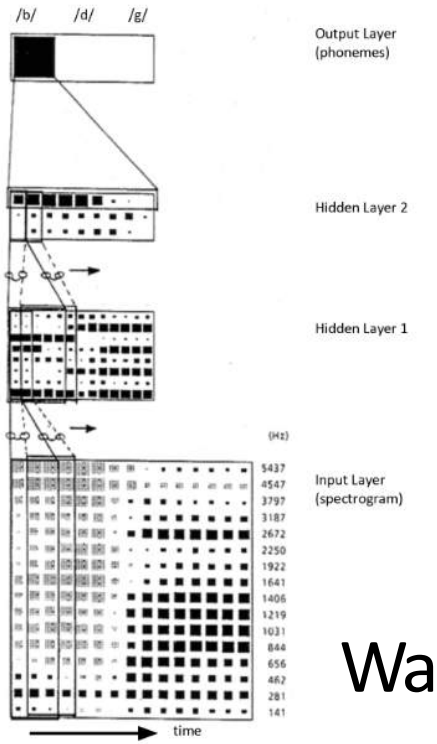
$$p(a_t|q_t) \propto P(q_t|a_t)/P(q_t)$$

İleri Beslemeli Sinir Ağları



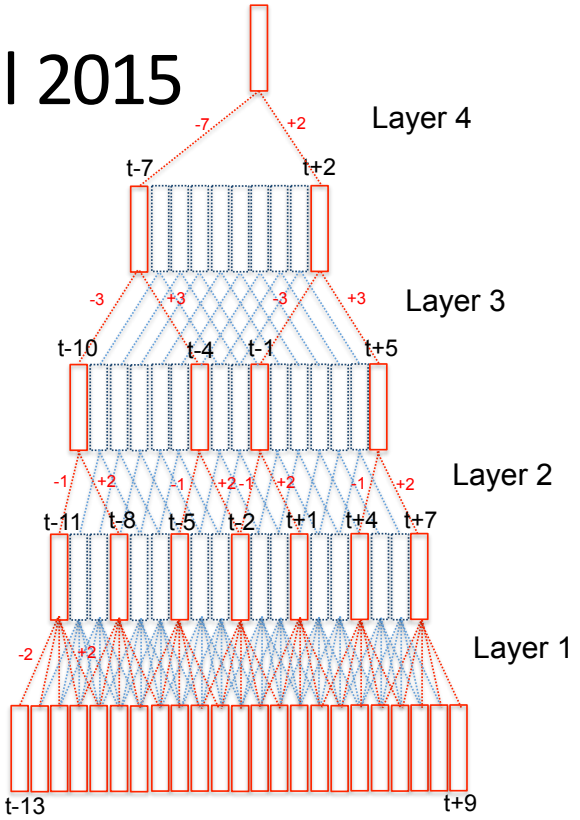
Dahl, George E., et al. "Context-dependent pre-trained deep neural networks for large-vocabulary speech recognition." *Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on* 20.1 (2012): 30-42.

Zaman Gecikmeli Sinir Ağları

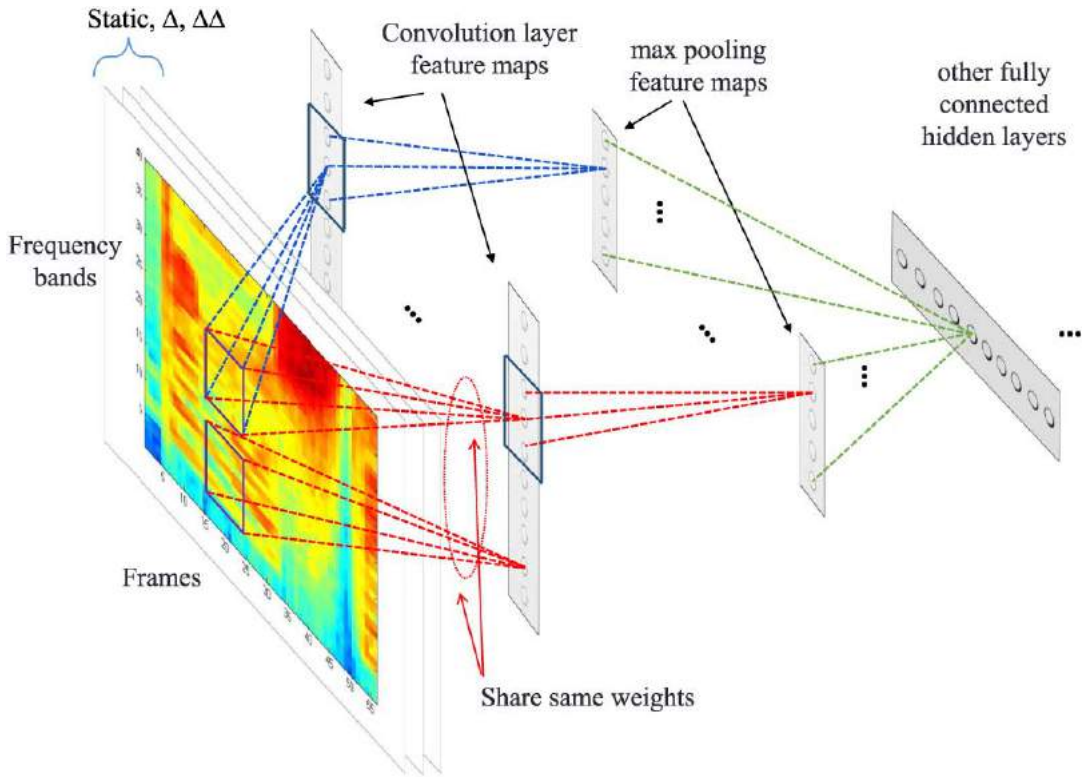


Waibel et al 1989

Peddinti et al 2015

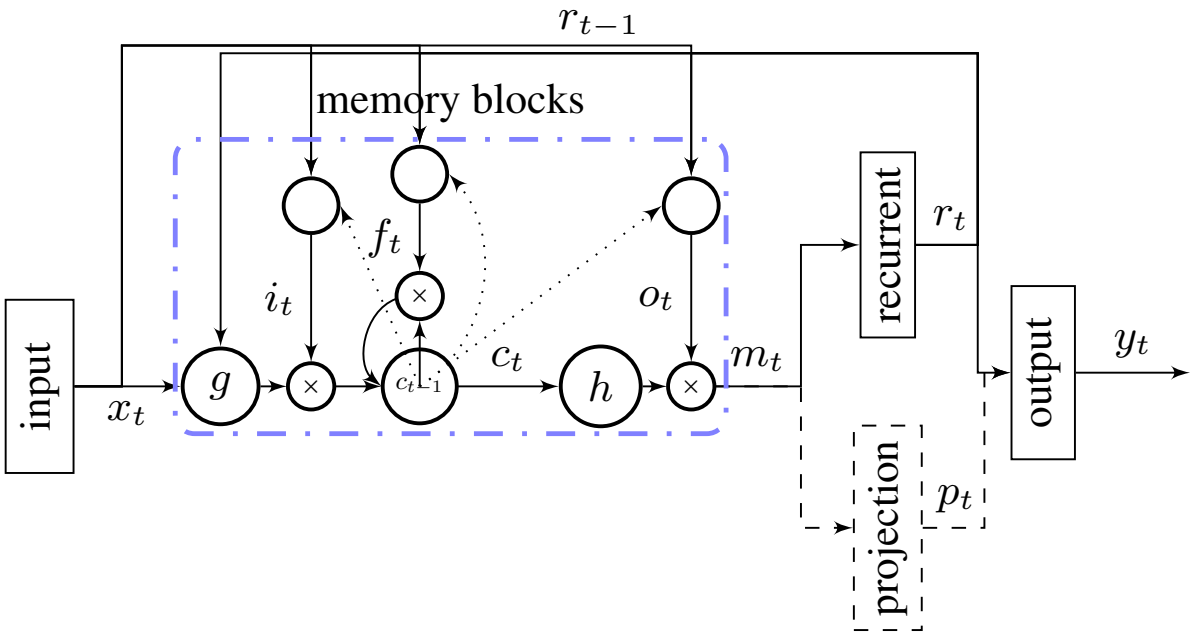


Evrişimsel Sinir Ağları



Abdel-Hamid et al, «Convolutional Neural Networks for Speech Recognition, IEEE/ACM TASLP 22(10), Oct 2014.

Yinelemeli Sinir Ağları: LSTM



Haşim Sak, Andrew Senior, Françoise Beaufays, «LSTM based RNN architectures for LVCSR», 2014.

Yapay Sinir Ağlarında Parametre Kestirimi

- Kestirimde çeşitli eniyileme yöntemleri kullanılmaktadır.
- Yaygın olarak (küçük grup) bayır inişi yöntemleri kullanılır:

$$w \leftarrow w - \eta \nabla E(w)$$

- Hata Geri Yayma (Back-Propagation) yönteminde eğim hesaplanırken türevler için zincir kuralından yararlanılır.

Gizli katman $z_h = f(w_h^T x)$ Çıktı $y_i = g(v_i^T z)$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{hj}} = \frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial z_h} \frac{\partial z_h}{\partial w_{hj}}$$

YSA Kestiriminde Amaç İşlevleri - 1

- Çapraz Entropi $H(p,q) = -\sum_i p_i \log q_i$

$$\mathcal{F}_{CE} = -\sum_u \sum_t \log y_{ut}(s_{ut})$$

- Dizisel İşlevler
  - En büyük ortak bilgi (MMI)

$$\mathcal{F}_{MMI} = \sum_u \log \frac{p(A_u|S(W_u))^\kappa P(W_u)}{\sum_W p(A_u|S(W))^\kappa P(W)}$$

YSA Kestiriminde Amaç İşlevleri - 2

- Dizisel İşlevler

  En küçük Bayes riski (MBR)

$$\mathcal{F}_{MBR} = \sum_u \log \frac{\sum_W p(A_u|S(W))^\kappa P(W) A(W, W_u)}{\sum_{W'} p(A_u|S(W'))^\kappa P(W')}$$

  Burada $A(W, W_u)$ ham doğruluğu ifade eder.

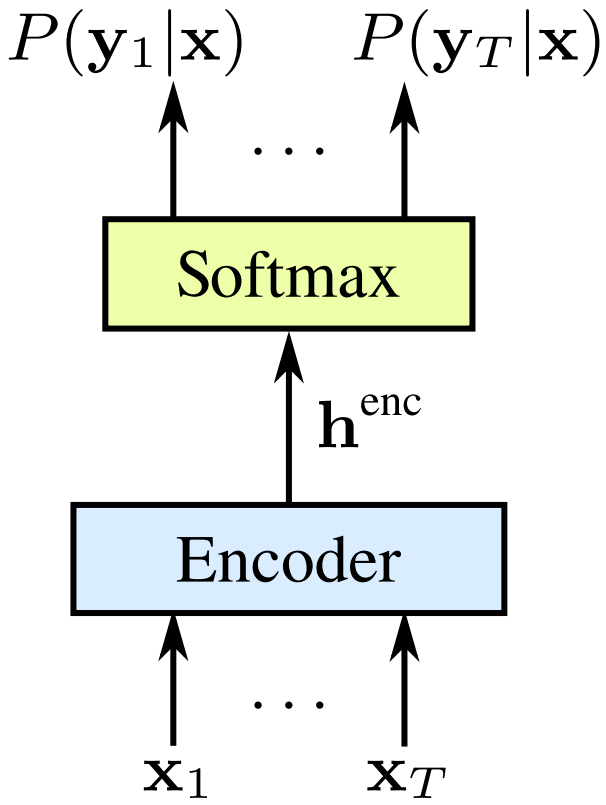
  - En küçük sesçik hatası (MPE): doğru sesçik sayısı
  - Durum seviyesi en küçük Bayes riski: doğru durum sayısı

Vesely et al, «Sequence-discriminative training of deep neural networks», Interspeech 2013.

Baştan Sona (Uçtan Uca) Konuşma Tanıma

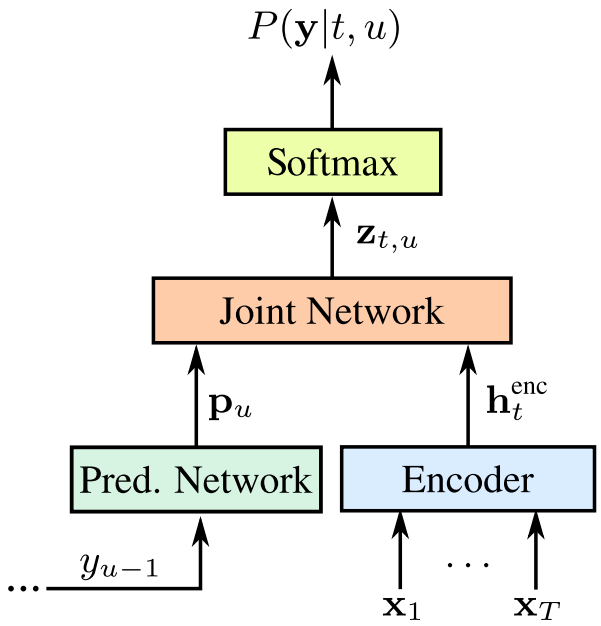
- Son yıllarda oldukça alt düzey öznitelikler dizilerinden (ve hatta konuşma sinyalinden) doğrudan harf/sesçik/sözcük dizileri üreten sistemler önerilmiştir.
- Bu sistemler diziden diziye (seq2seq) modeller kullanırlar.
- İlk olarak girdi gizyazıcı tarafından gömülü bir gösterime çevrilir, daha sonra da gizçözücü tarafından çıktılar üretilir.
- Bu yaklaşım genelde daha çok veri (ve daha az bilgi?) gerektirmektedir.

Bağlantıcı Zamansal Sınıflandırma
Connectionist Temporal Classification (CTC)



Prabhavalkar et al, «A Comparison of Sequence-to-Sequence Models for Speech Recognition», Interspeech 2017.

Özyineli Dönüştürücü Sinir Ağı



Prabhavalkar et al, «A Comparison of Sequence-to-Sequence Models for Speech Recognition», Interspeech 2017.

Dinle, Dikkat et, Yaz
Chan et al, «Listen, Attend and Spell», 2015

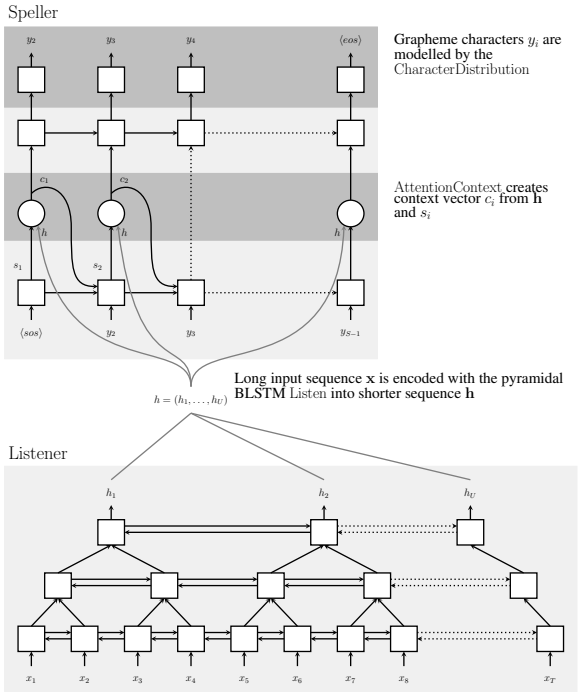
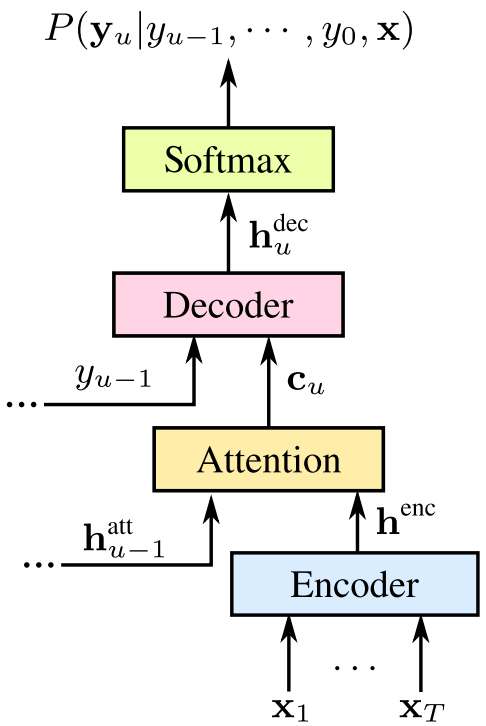


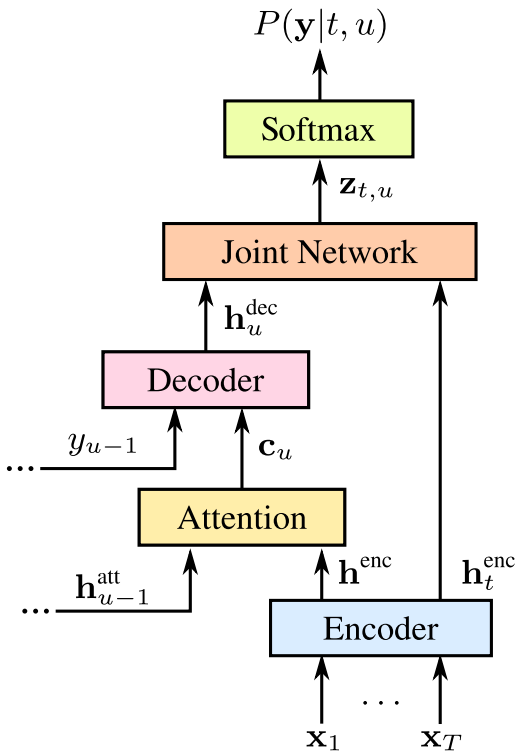
Figure 1: Listen, Attend and Spell (LAS) model: the listener is a pyramidal BLSTM encoding our input sequence $\mathbf{x}$ into high level features $\mathbf{h}$, the speller is an attention-based decoder generating the $\mathbf{y}$ characters from $\mathbf{h}$.

Dikkat Tabanlı Model



Prabhavalkar et al, «A Comparison of Sequence-to-Sequence Models for Speech Recognition», Interspeech 2017.

Dikkat İçeren Özyineli Dönüştürücü Sinir Ağı

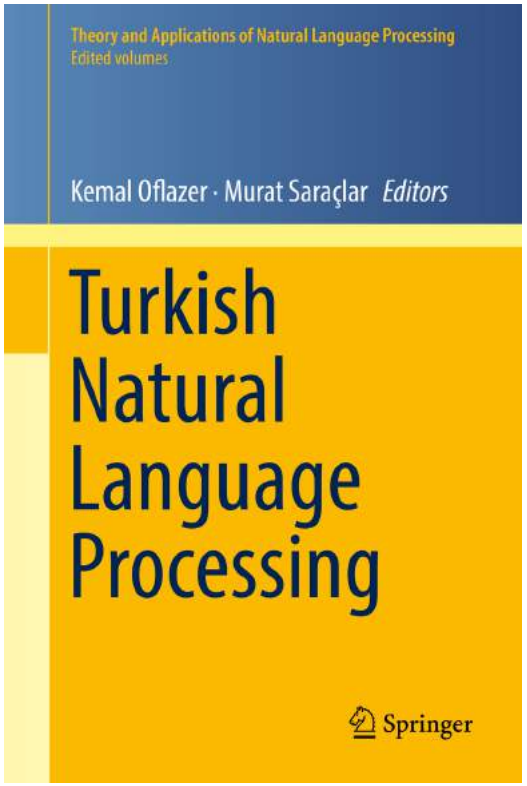


Prabhavalkar et al, «A Comparison of Sequence-to-Sequence Models for Speech Recognition», Interspeech 2017.

3 Temmuz Salı: Ses ve Konuşma İşleme Günü

- **IEEE Signal Processing Society Distinguished Industry Speaker**
  Speech Recognition: What's Left? *Michael Picheny*
- **Türkçe için Konuşma Tanıma ve Derin Öğrenmeyle Dil Modelleme** *Ebru Arısoy*
- **Tek ve Çok Kanallı Ses Kaynağı Ayırma için Derin Öğrenme** *Hakan Erdoğan*
- **Duygulanımsal Konuşma ve İsmar Modelleri için Derin Öğrenme** *Engin Erzin*
- **Konuşma Sentezi** *Cenk Demiroğlu*
- **Karma Gerçeklik için Ses Etkileşimleri** *Cumhur Erkut*

Pek Yakında …



Turkish Natural Language Processing
Kemal Oflazer, Murat Saraçlar *Editors*

- Ch. 4: Language Modeling for Turkish Text and Speech Processing
  Arısoy and Saraçlar

- Ch. 5: Turkish Speech Recognition
  Arısoy and Saraçlar