# Reconocimiento de Voz

Eduardo Morales, Enrique Sucar

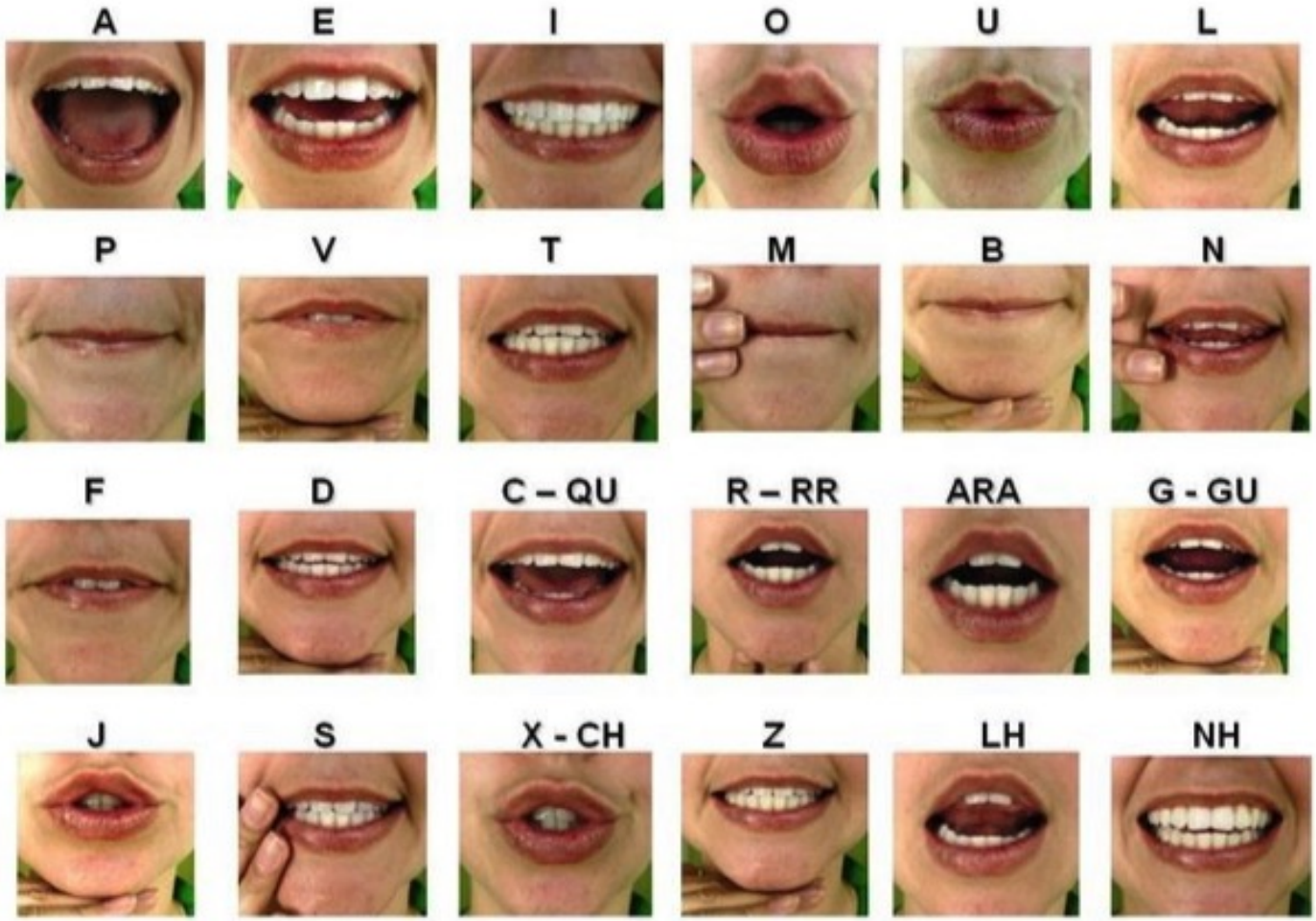
INAOE

# Contenido

# Fonética

- Es el estudio de los sonidos de la voz de los diferentes lenguajes en el mundo
- La pronunciación de las palabras se modela mediante una serie de sonidos básicos o *fonemas*
- Un fonema representa un sonido de un lenguaje – inglés, español, ...
- Los fonemas se dividen en dos clases principales: vocales y consonantes
- Existen alfabetos estándar para representar los fonemas como el IPA (International Phonetic Alphabet) y el ARPAbet.

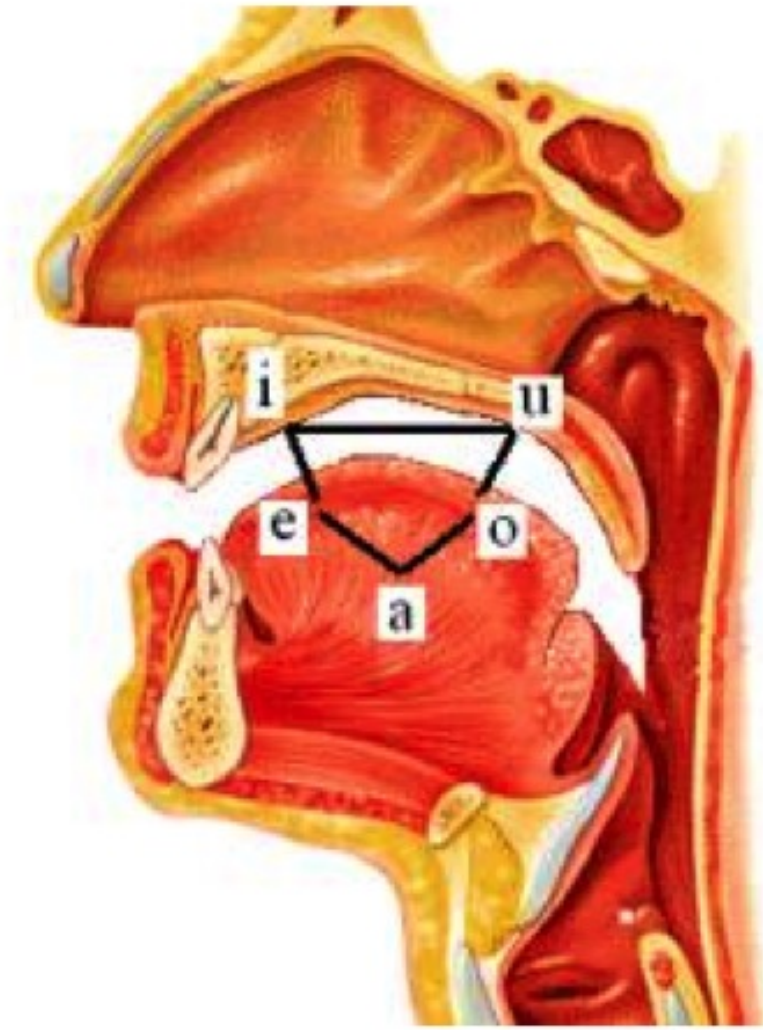
# Fonemas en el Español



# Fonética Articulatoria

- Es el estudio de como se producen los fonemas
- El sonido en los humanos se produce por el paso del aire generado en los pulmones por diferentes órganos: cuello, boca y nariz, esencialmente
- Un elemento importante son las *cuerdas vocales* que están en la laringe – son dos músculos que si se encuentran cercanos vibran y si están lejanos no vibran, lo que diferencía diversos fonemas
- La mayor parte de los sonidos se producen en la boca y algunos en nariz (nasales)
- Los sonidos se definen de acuerdo a la articulación de la boca

# Órganos Vocales



# Tipos de Articulaciones – Consonantes

| Rasgo | Órganos | Ejemplos |
|---|---|---|
| Bilabial | Los dos labios | /p/, /b/, /m/ |
| Labiodental | Labio inferior y dientes superiores | /f/ |
| Interdental | Lengua entre los dientes | /z/ |
| Dental | Lengua detrás de los dientes superiores | /t/, /d/ |
| Alveolar | Lengua sobre la raíz de los dientes superiores | /s/, /l/, /r/, /rr/, /n/ |
| Palatal | Lengua y paladar | /ch/, /y/, /ll/, // |
| Velar | Lengua y velo del paladar | /k/, /g/, /j/ |

# Vocales

- Las vocales se diferencían también de acuerdo a las posiciones de las articulaciones
- Hay 3 factores principales: (i) altura de la parte más alta de la lengua, (ii) frente o atrás – de la parte más alta, y (iii) forma de los labios

# Sílabas

- Una sílaba es, esencialmente, una vocal junto con algunas consonantes que la rodean y que están asociadas a la vocal
- La vocal central de la sílaba se la conoce como el núcleo
- Puede haber opcionalmente consonantes antes (onset) y después (coda) de la vocal
- La estructura de las sílabas define la *fonotáctica* de un lenguaje, estableciendo restricciones de que fonemas pueden seguir de otros
- Esto permite definir restricciones y también probabilidades de secuencias de fonemas (N-gram), lo que ayuda al reconocimiento

# Categorías Fonológicas

- El sonido de los fonemas varía de acuerdo al contexto – coarticulación (fonemas antes y después) y otros factores
- La realizaciones de un fonema bajo diferentes contextos se conocen como *alófonos*
- Por ejemplo, algunos alófonos del fonema en inglés /t/: toucan, starfish, kitten, cat, butter, fruitcake, eight, past
- Otro factor que implica variaciones es el habla más coloquial y la velocidad con que se habla
- Una variación común es el “borrado”(deletion) de fonemas en particular al final de la palabra

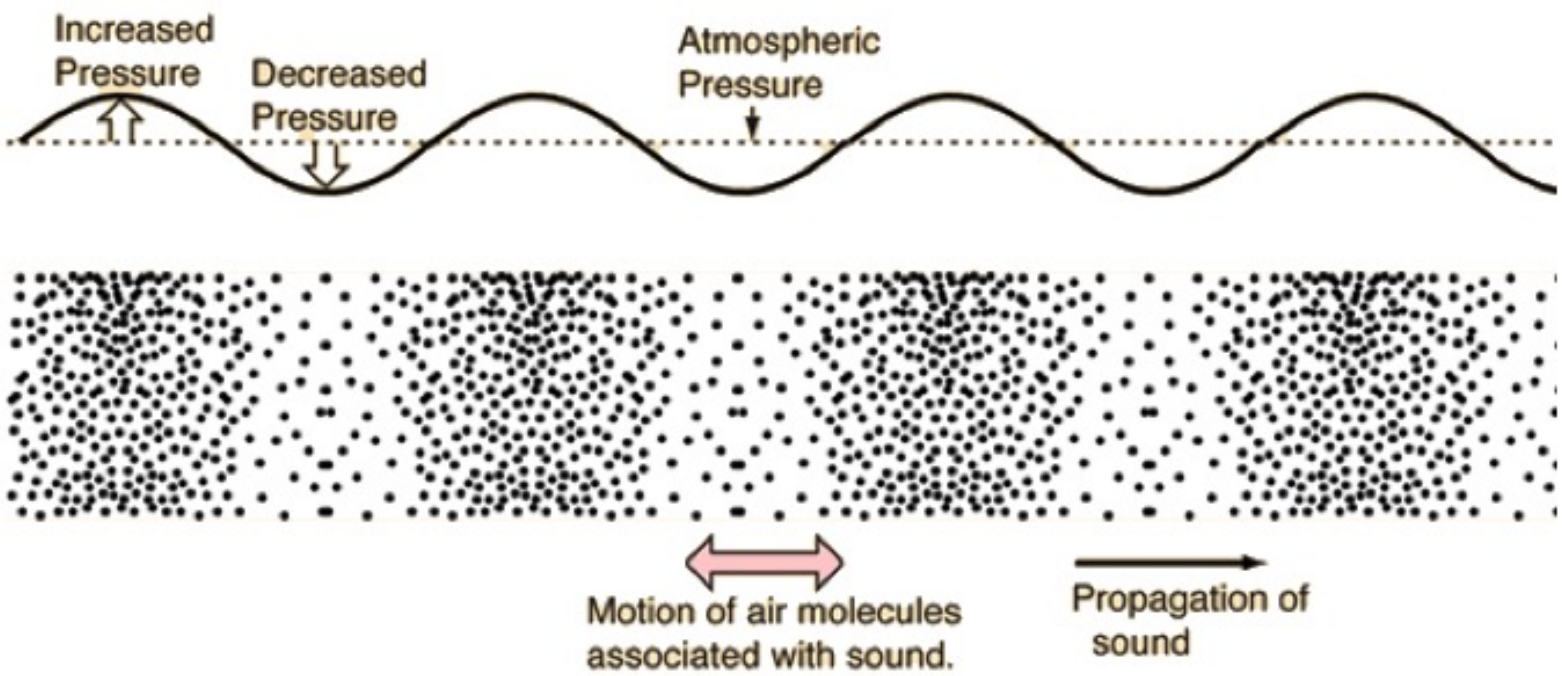
# Factores de Variación Fonética

- Razón del habla: sílabas por segundo
- Frecuencia de las palabras o predecible (el borrado es más probable en palabras más frecuentes)
- Estado de ánimo del hablante
- Aspectos sociales del hablante: clase social, género, dialecto (lugar de origen)
- Contexto del hablante – situación social e interlocutor

# Representación de las Señales Acústicas

- La entrada a nuestros oídos o un reconocedor de voz son ondas sonoras que son el producto de cambios de presión en el aire
- Dichas ondas se pueden representar mediante el cambio de presión del aire (magnitud) en el tiempo
- Dichas señales acústicas pasan por un convertidor análogo–digital para poder procesarlas en la computadora
- Esto implica un proceso de muestreo y cuantización

# Señal Acústica



# Muestreo

- Se mide la amplitud de la señal en ciertos tiempos de acuerdo a cierta *frecuencia de muestreo*
- La frecuencia de muestreo debe ser al menos dos veces mayor que la frecuencia mayor (Nyquist) o al menos dos muestras por ciclo
- La mayor parte de la voz humana tiene una frecuencia menor a 10,000 Hz (ciclos por segundo), por lo que bastaría una frecuencia de muestreo de 20,000 Hz
- En la práctica esta frecuencia es menor por diversos factores, normalmente 8,000 Hz para teléfonos y 16,000 Hz para micrófonos

# Cuantización y Formatos

- El valor de la señal en cada muestra se discretiza normalmente en 8 o 16 bits
- Una vez que se muestrea y cuantiza la señal de voz se almacena utilizando normalmente algún formato estándar
- Antes de almacenarla se puede comprimir y también puede haber varios canales (estéreo)
- Algunos formatos comunes son el .wav (Microsoft), AIFF (Apple), AU (Sun)

# Características de la Señal

- Como toda onda las propiedades básicas son su amplitud y frecuencia
- Aunque la señales acústicas no son una senoidal "pura", en particular en las vocales hay una frecuencia dominante (que depende de la frecuencia de vibración de las cuerdas vocales), conocida como *frecuencia fundamental* (F0)
- Además de la amplitud (valor) en una muestra, se utiliza la amplitud promedio en un periodo de tiempo, mediante el $RMS = \sqrt{1/N \sum_1^N X_i^2}$

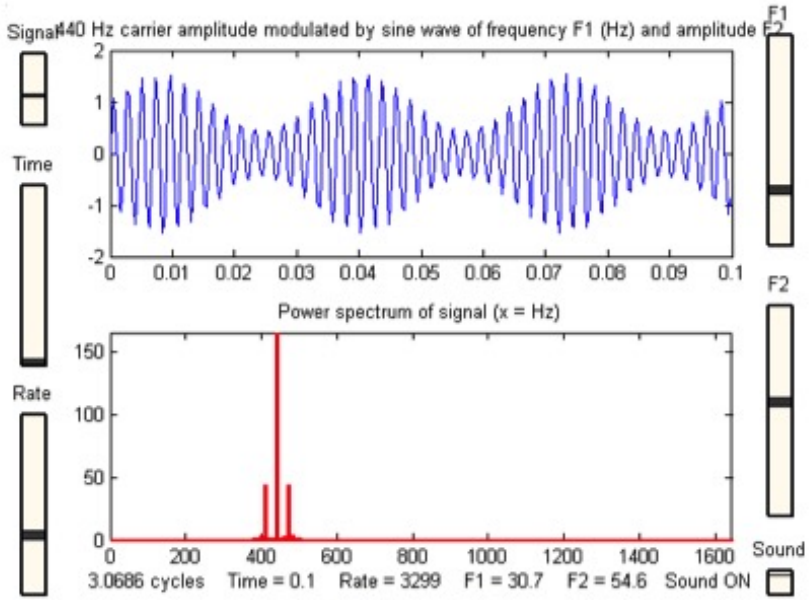
# Pitch y Volumen

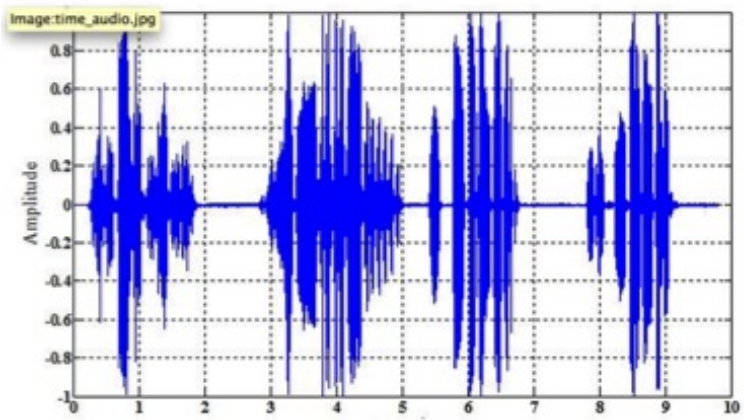
- El *pitch* es la percepción mental de la frecuencia fundamental
- En los humanos la percepción es lineal entre 100 y 1000 Hz, y para frecuencias mayores el pitch se correlaciona en forma logarítmica con la frecuencia
- Un modelo del pitch es la escala *mel*: $m = 1127 ln(1 + f/700)$
- El volumen es la escala perceptual de la potencia de la señal
- También es no-lineal: tenemos mayor resolución a menor potencia y depende de la frecuencia

# Interpretación de los Fonemas

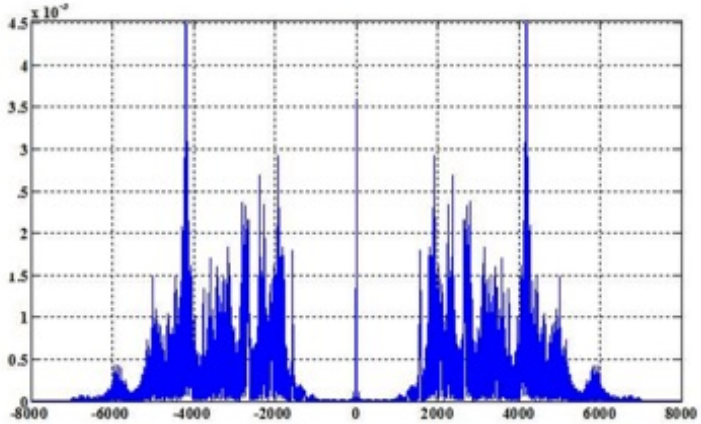
- A partir de la señal de voz se pueden distinguir *visualmente* algunos de los fonemas, en particular las vocales
- El reconocimiento de voz (en máquinas y humanos) se basa en una representación en base al espectro de frecuencia (Análisis de Fourier)
- El espectro representa la amplitud para cada unas de las componentes de frecuencia de la señal
- Ciertos *picos* en el espectro son característicos de ciertos fonemas – los fonemas tienden a tener una *firma espectral* característica

# Ejemplos de Espectros




Time domain

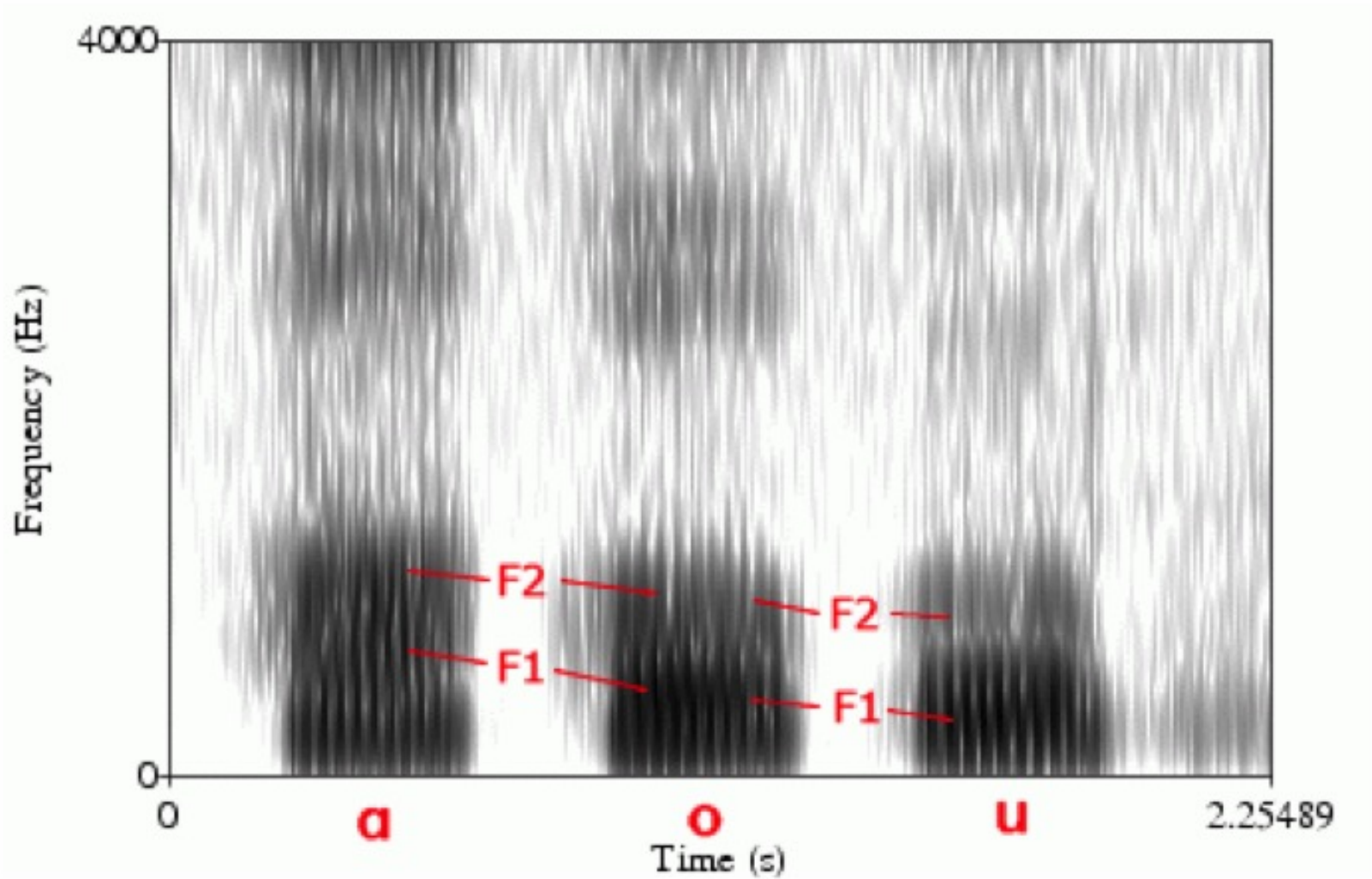


Frequency domain

# Espectrograma

- Otra forma de ver el espectro es mediante un *espectrograma*: frecuencia vs. tiempo
- Cada pico o banda obscura en el espectrograma se conoce como *formante*
- Diferentes bandas o formantes son característicos de las diferentes vocales

# Ejemplo de Formantes



# Reconocimiento Automático del Habla

- El objetivo del reconocimiento automático del habla (ASR: automatic speech recognition) es transformar la señal acústica a una cadena de palabras.
- El problema en su forma general (cualquier hablante en cualquier ambiente) no está resuelto, aunque ha habido gran progreso recientemente que permite su uso en ciertos dominios
- Hay diversas aplicaciones de ASR: interacciíon humano-computadora, contestación automática en telefonía, interfaces multi-modeles, dictado, interfaces humano-robot, etc.

# Dimensiones

- Tamaño del vocabulario: de pocas palabras a 20,000-60,000 palabras
- Palabras aisladas vs. habla continua
- Lectura / dictado vs. conversiaciń entre personas
- Ruido ambiental
- Acento, tipo de hablante

La razón de errores depende de estos factores, de un 3 % en lectura de tipo Wall Street Journal ($< 20,000$ palabras) a un 20 % en conversación telefónica ($> 60,000$ palabras)

# Arquitectura

- Una forma de ver el problema de reconocimiento de voz es considerar un *canal ruidoso*, considerando a la señal de voz como una versión ruidosa de la secuencia de palabras
- Bajo este punto de vista se puede atacar el problema bajo un enfoque bayesiano – encontrar las secuencia de palabras más probable dada la *evidencia* o señal acústica
- La señal acústica se puede ver como una secuencia de observaciones (muestras): $O = o_1, o_2, \ldots, o_t$
- La salida es una secuencia de palabras: $W = w_1, w_2, \ldots, w_n$
- Entonces lo que se busca es la secuencia de palabras más probable dada las observaciones: $W^* = argmax P(W \mid O)$

# Modelo

- Usando el teorema de Bayes:
  $W^* = argmax P(W)P(O \mid W)$
- $P(W)$ es la probabilidad previa de la secuencia de palabras – **modelo del lenguaje**
- $P(O \mid W)$ se basa en la verosimilitud que proviene de las observaciones – **modelo acústico**
- Dado que es un proceso dinámico se puede modelar como un **Modelo Oculto de Markov** (HMM: Hidden Markov Model) mediante el cuál se combinan ambos factores

# HMM

- A Hidden Markov model (HMM) is a Markov chain where the states are not directly observable.
- A HMM is that it is a double stochastic process: (i) a hidden stochastic process that we cannot directly observe, (ii) and a second stochastic process that produces the sequence of observations given the first process.
- For instance, consider that we have two unfair or biased coins, $M_1$ and $M_2$. $M_1$ has a higher probability of *heads*, while $M_2$ has a higher probability of *tails*. Someone sequentially flips these two coins, however we do not know which one. We can only observe the outcome, *heads* or *tails*

# Example - two unfair coins

Aside from the prior and transition probabilities for the states (as with a MC), in a HMM we need to specify the *observation* probabilities

$$\Pi = \begin{array}{cc} M_1 & M_2 \\ \hline 0.5 & 0.5 \end{array}$$

$A =$

| | $M_1$ | $M_2$ |
|---|---|---|
| $M_1$ | 0.5 | 0.5 |
| $M_2$ | 0.5 | 0.5 |

$B =$

| | $M_1$ | $M_2$ |
|---|---|---|
| $H$ | 0.8 | 0.2 |
| $T$ | 0.2 | 0.8 |

Cuadro: The prior probabilities ($\Pi$), transition probabilities ($A$) and observation probabilities ($B$) for the unfair coins example.

# Definition

Set of states: $Q = \{q_1, q_2, ..., q_n\}$

Set of observations: $O = \{o_1, o_2, ..., o_m\}$

Vector of prior probabilities: $\Pi = \{\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n\}$, where

$$\pi_i = P(S_0 = q_i)$$

Matrix of transition probabilities: $A = \{a_{ij}\}$,

$$i = [1..n], j = [1..n], \text{ where}$$

$$a_{ij} = P(S_t = q_j \mid S_{t-1} = q_i)$$

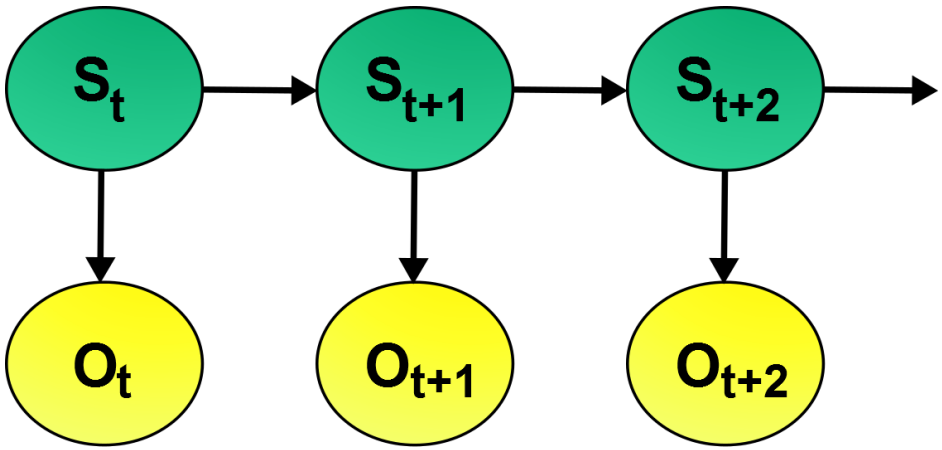
Matrix of observation probabilities: $B = \{b_{ij}\}$,

$$i = [1..n], j = [1..m], \text{ where}$$

$$b_{ik} = P(O_t = o_k \mid S_t = q_i)$$

Compactly, a HMM is represented as $\lambda = \{A, B, \Pi\}$

# Graphical Model



# Questions

1. *Evaluation*: given a model, estimate the probability of a sequence of observations.
2. *Optimal Sequence*: given a model and a particular observation sequence, estimate the most probable state sequence that produced the observations.
3. *Parameter learning*: given a number of sequence of observations, adjust the parameters of the model.

# Evaluation - iterative method

- The basic idea of the iterative method, also known as *Forward*, is to estimate the probabilities of the states/observations per time step
- Calculate the probability of a partial sequence of observations until time $t$, and based on this partial result, calculate it for time $t + 1$, and so on ...
- Until the last stage is reached and the probability of the complete sequence is obtained.

# Iterative method

- Define an auxiliary variable called *forward*:

$$\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, ..., o_t, S_t = q_i \mid \lambda) \quad (1)$$

- The iterative algorithm consists of three main parts:
  - Initialization – the $\alpha$ variables for all states at the initial time are obtained:
    $\alpha_1(i) = P(O_1, S_1 = q_i) = \pi_i b_i(O_1)$
  - Induction – calculate $\alpha_{t+1}(i)$ in terms of $\alpha_t(i)$:
    $\alpha_t(j) = [\sum_i \alpha_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(O_t)$
  - Termination – $P(O \mid \lambda)$ is obtained by adding all the $\alpha_T$:
    $P(O) = \sum_i \alpha_T(i)$

# Most probable sequence

- The most probable state sequence $Q$ given the observation sequence $O$, such that we want to maximize $P(Q \mid O, \lambda)$
- By Bayes rule: $P(Q \mid O, \lambda) = P(Q, O \mid \lambda)/P(O)$. Given that $P(O)$ does not depend on $Q$, this is equivalent to maximizing $P(Q, O \mid \lambda)$
- The method for obtaining the optimum state sequence is known as the *Viterbi* algorithm

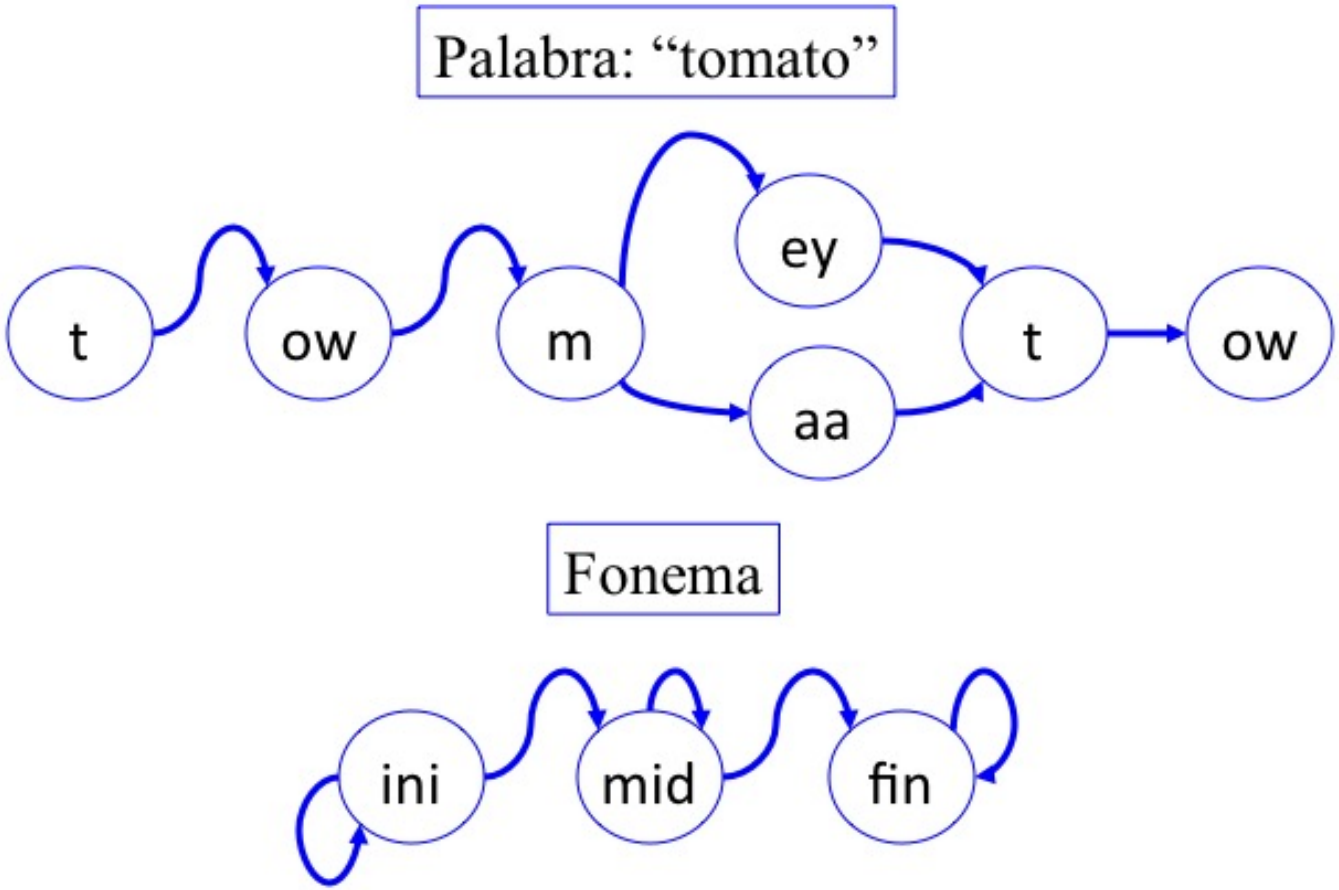
# Parameter Learning

- This method assumes that the *structure* of the model is known: the number of states and observations is previously defined; therefore it only estimates the parameters
- The Baum-Welch algorithm determines the parameters of a HMM, $\lambda = A, B, \Pi$, given a number of observation sequences, $\mathbf{O} = O_1, O_2, ...O_K$
- It maximizes the probability of the model given the observations: $P(\mathbf{O} \mid \lambda)$

# HMMs para ASR

- Se considera una estructura en que cada estado representa un *sub-fonema*: inicio, medio, fin; de forma que un fonema contiene 3 estados
- Estos modelos se pueden concatenar para obtener el modelo de una palabra
- Se considera una secuencia de transiciones de estado que sólo permite transiciones al siguiente estado o al mismo estado (HMM izquierda–derecha o Bakis)

# Ejemplos de HMMs para ASR



# Modelo del HMM para ASR

- $Q$ – estados que corresponden a subfonemas
- $A$ – probabilidades de transición de un estado (sub-fonema) al siguiente (modelo del lenguaje)
- $B$ – probabilidades de observación o *emisión*, expresan la probabilidad del vector de características de la muestra dado el sub-fonema

# Extracción de Características

- Las observaciones para los HMMs se extraen de la onda acústica, y consisten de un vector de características o *feauture vector* que representa la información en una ventana temporal
- El más común en reconocimiento de voz son los **coeficientes cepstrales de la frecuencias de Mel** (MFCC)
- El primer paso, como comentamos antes, es el muestreo y cuantización de la señal acústica

# MFCCs

MFCCs se calculan comúnmente de la siguiente forma:

1. Separar la señal en pequeños tramos.
2. A cada tramo aplicarle la Transformada de Fourier discreta y obtener la potencia espectral de la señal.
3. Aplicar el banco de filtros correspondientes a la Escala Mel al espectro obtenido en el paso anterior y sumar las energías en cada uno de ellos.
4. Tomar el logaritmo de todas las energías de cada frecuencia Mel

# Vector de Características

- Normalmente se consideran los valores de los primeros 12 filtros
- Además se calcula derivada (velocidad) y doble derivada (aceleración) de cada coeficiente
- También se obtiene la *energía* de cada uno (valores, velocidad y aceleración)
- Esto da un vector de 39 características (valores reales) por muestra.
- Para utilizar esto como las observaciones de un HMM una opción es transformar los valores en un conjunto de (256) valores discretos (codebook) mediante un proceso de agrupamiento. Otra opción es aproximar los valores continuos mediante distribuciones gaussianas.

# Redes Neuronales Profundas para Modelado Acústico

- Recientemente se han aplicado redes neuronales profundas (DNNs) para modelado y reconocimiento de voz
- Este enfoque permite construir detectores de características mediante el aprendizaje de DNNs
- Básicamente se entrena una DNN para que en base a las características de una ventana de la señal predecir el estado del HMM
- Este enfoque ha superado significativamente los resultados en el reconocimiento de voz

# Referencias


- D. Jurafsky, J. H. Martin, Speech and Language Processing, Prentice-Hall – Caps. 7 y 9
- Russel and Norvig, Cap. 23
- L.E. Sucar, Probabilistic Graphical Models, Springer, Cap. 5
- Rabiner, L.E.: A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition. In: Waibel A., Lee, K. (eds.) Readings in speech recognition, Morgan Kaufmann, 267-296 (1990)
- Kanungo, T.: Hidden Markov Models Software. http://www.kanungo.com/
- J. Hinton et al., Deep neural networks for acousting modeling in speech recognition, IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE [82] NOVEMBER 2012