# NLP

Wydział Biochemii, Biofizyki i Biotechnologii
Adrian Kania

# POS

"The chicken is ready to eat."

# POS

The first sentence

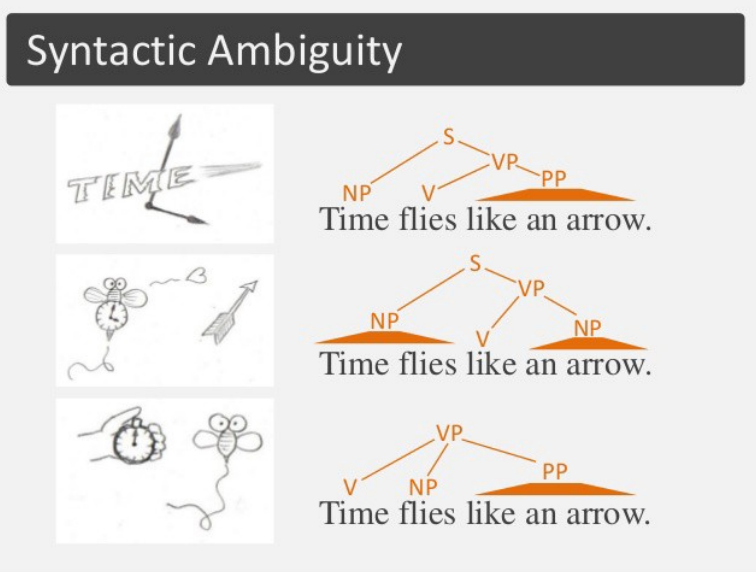
"They ate pizza with anchovies", can be interpreted as

(i) "they ate pizza and the pizza had anchovies on it",

(ii) they ate pizza using anchovies

(iii) they ate pizza and their anchovy friends ate pizza with them.

# POS


Syntactic Ambiguity
TIME
S
VP
NP
V
PP
Time flies like an arrow.
S
VP
NP
V
NP
Time flies like an arrow.
VP
V
NP
PP
Time flies like an arrow.

# HMM

Dane są 4 zdania, gdzie tagi każdego wyrazu są znane:

1. Mary Jane can see Will
2. Spot will see Mary
3. Will Jane spot Mary
4. Mary will pat Spot

Cel: Zbudować model HMM służący do predykcji POS tagów dla kolejnych zdań

# HMM

Mary Jane can see Will

Spot will see Mary

Will Jane spot Mary

Mary will pat Spot

# HMM

Mary Jane can see Will

Spot will see Mary

Will Jane spot Mary

Mary will pat Spot

| | N | M | V |
|---|---|---|---|
| mary | 4 | 0 | 0 |
| jane | 2 | 0 | 0 |
| will | 1 | 3 | 0 |
| spot | 2 | 0 | 1 |
| can | 0 | 1 | 0 |
| see | 0 | 0 | 2 |
| pat | 0 | 0 | 1 |
| all | 9 | 4 | 4 |

# HMM

| | N | M | V |
|---|---|---|---|
| **mary** | 4 | 0 | 0 |
| **jane** | 2 | 0 | 0 |
| **will** | 1 | 3 | 0 |
| **spot** | 2 | 0 | 1 |
| **can** | 0 | 1 | 0 |
| **see** | 0 | 0 | 2 |
| **pat** | 0 | 0 | 1 |
| **all** | 9 | 4 | 4 |

Prawdopodobieństwa emisji:

$$P(mary|N) = ?$$

# HMM

| | N | M | V |
|---|---|---|---|
| **mary** | 4 | 0 | 0 |
| **jane** | 2 | 0 | 0 |
| **will** | 1 | 3 | 0 |
| **spot** | 2 | 0 | 1 |
| **can** | 0 | 1 | 0 |
| **see** | 0 | 0 | 2 |
| **pat** | 0 | 0 | 1 |
| **all** | 9 | 4 | 4 |

Prawdopodobieństwa emisji:

$$P(mary|N) = 4/9 = 0.44$$

# HMM

| | N | M | V |
|---|---|---|---|
| **mary** | 4 | 0 | 0 |
| **jane** | 2 | 0 | 0 |
| **will** | 1 | 3 | 0 |
| **spot** | 2 | 0 | 1 |
| **can** | 0 | 1 | 0 |
| **see** | 0 | 0 | 2 |
| **pat** | 0 | 0 | 1 |
| **all** | 9 | 4 | 4 |

Prawdopodobieństwa emisji:

| | N | M | V |
|---|---|---|---|
| **mary** | 0,44 | 0,00 | 0,00 |
| **jane** | 0,22 | 0,00 | 0,00 |
| **will** | 0,11 | 0,75 | 0,00 |
| **spot** | 0,22 | 0,00 | 0,25 |
| **can** | 0,00 | 0,25 | 0,00 |
| **see** | 0,00 | 0,00 | 0,50 |
| **pat** | 0,00 | 0,00 | 0,25 |

# HMM

<S>Mary Jane can see Will<E>

<S>Spot will see Mary<E>

<S>Will Jane spot Mary<E>

<S>Mary will pat Spot<E>

# HMM

<S>Mary Jane can see Will<E>

<S>Spot will see Mary<E>

<S>Will Jane spot Mary<E>

<S>Mary will pat Spot<E>

| | N | M | V | <E> |
|---|---|---|---|---|
| **<S>** | 3 | 1 | 0 | 0 |
| **N** | 1 | 3 | 1 | 4 |
| **M** | 1 | 0 | 3 | 0 |
| **V** | 4 | 0 | 0 | 0 |

# HMM

| | N | M | V | <E> |
|---|---|---|---|---|
| **<S>** | 3 | 1 | 0 | 0 |
| **N** | 1 | 3 | 1 | 4 |
| **M** | 1 | 0 | 3 | 0 |
| **V** | 4 | 0 | 0 | 0 |

Prawdopodobieństwa przejść:

$P(N|\langle S \rangle) = ?$

# HMM

| | N | M | V | <E> |
|---|---|---|---|---|
| **<S>** | 3 | 1 | 0 | 0 |
| **N** | 1 | 3 | 1 | 4 |
| **M** | 1 | 0 | 3 | 0 |
| **V** | 4 | 0 | 0 | 0 |

Prawdopodobieństwa przejść:

$P(N|\langle S\rangle) = \frac{3}{4} = 0.75$

# HMM

| | N | M | V | <E> |
|---|---|---|---|---|
| <S> | 3 | 1 | 0 | 0 |
| N | 1 | 3 | 1 | 4 |
| M | 1 | 0 | 3 | 0 |
| V | 4 | 0 | 0 | 0 |

Prawdopodobieństwa przejść:

| | N | M | V | <E> |
|---|---|---|---|---|
| <S> | 0,75 | 0,25 | 0,00 | 0,00 |
| N | 0,11 | 0,33 | 0,11 | 0,44 |
| M | 0,25 | 0,00 | 0,75 | 0,00 |
| V | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |

# HMM

Nowe zdanie:

Will can spot Mary

Cel:

otagować każde słowo

# HMM

## Prawdopodobieństwa emisji:

| | N | M | V |
|---|---|---|---|
| **mary** | 0,44 | 0,00 | 0,00 |
| **jane** | 0,22 | 0,00 | 0,00 |
| **will** | 0,11 | 0,75 | 0,00 |
| **spot** | 0,22 | 0,00 | 0,25 |
| **can** | 0,00 | 0,25 | 0,00 |
| **see** | 0,00 | 0,00 | 0,50 |

## Prawdopodobieństwa przejść:

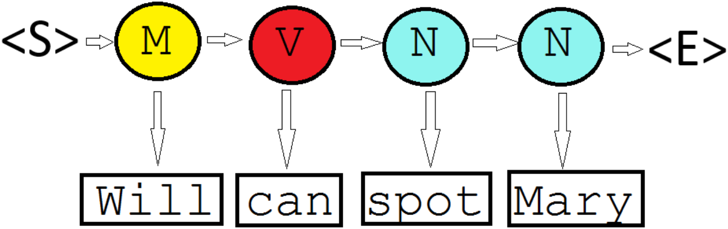
| | N | M | V | <E> |
|---|---|---|---|---|
| **<S>** | 0,75 | 0,25 | 0,00 | 0,00 |
| **N** | 0,11 | 0,33 | 0,11 | 0,44 |
| **M** | 0,25 | 0,00 | 0,75 | 0,00 |
| **V** | 1,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |

# HMM - przykładowe otagowanie 1

<S>Will can spot Mary<E>

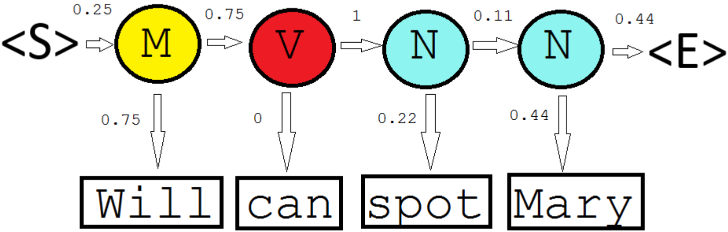
# HMM - przykładowe otagowanie 1

<S>Will can spot Mary<E>



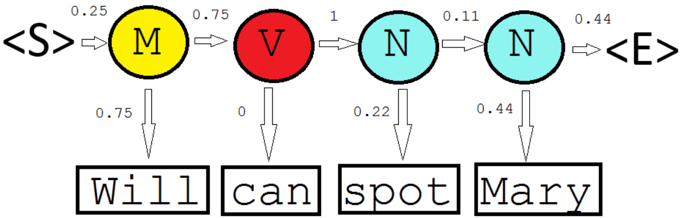
# HMM - przykładowe otagowanie 1

<S>Will can spot Mary<E>



# HMM - przykładowe otagowanie 1

<S>Will can spot Mary<E>

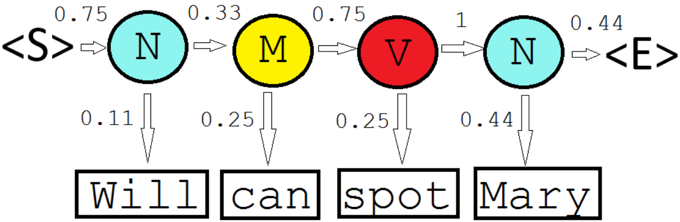



**Prawdopodobieństwo poprawności takiego otagowaia:**

0.25*0.75*0.75*0*1*0.22*0.11*0.44*0.44 = 0

# HMM - przykładowe otagowanie 2

<S>Will can spot Mary<E>




**Prawdopodobieństwo poprawności takiego otagowaia:**

0.75*0.11*0.33*0.25*0.75*0.25*1*0.44*0.44=0.00025

# HMM

Ile jest wszystkich możliwości utworzenia zestawu tagów dla podanego zdania?

# HMM

Ile jest wszystkich możliwości utworzenia zestawu tagów dla podanego zdania?

Zatem złożność $O(K^N)$, gdzie $K$ - liczba tagów, $N$ - liczba wyrazów.

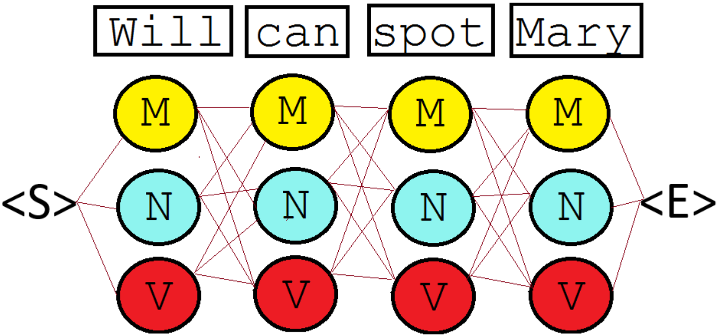
# HMM

Zatem złożność $O(K^N)$, gdzie $K$ - liczba tagów, $N$ - liczba wyrazów. Przykładowo dla $K = 10$ i $N = 100$ mamy:

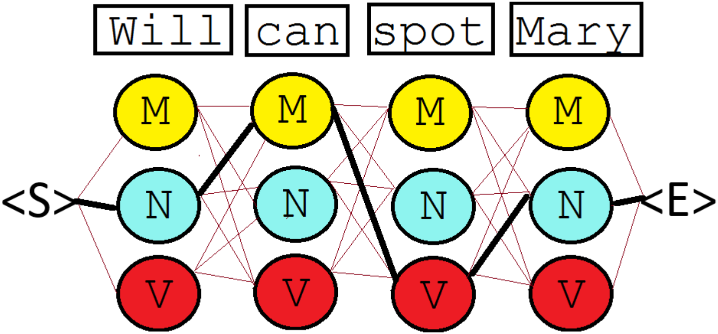
$$10000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000\ 0000000000000$$

możliwości.

# HMM



# HMM



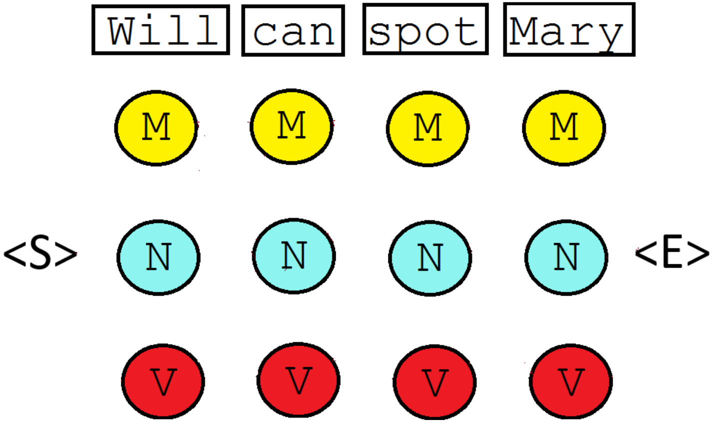
# HMM

Jak znaleźć szybko najbardziej optymalną ścieżkę po stanach ukrytych?

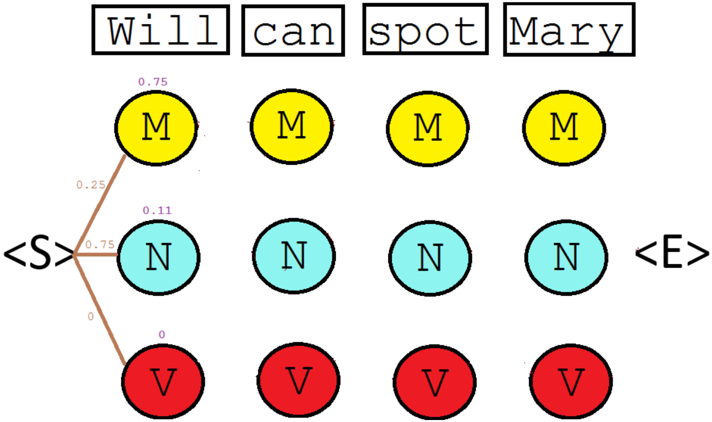
**Algorytm Viterbiego**

1. Pozwala on wskazać taką ścieżkę (a więc takie otagowanie wyrazów) której prawdopodobieństwo wystąpienia jest największe (metoda Największej Wiarygodności).
2. W tym przypadku złożoność wynosi $O(NK^2)$. Dla $K = 10$ i $N = 100$ daje to maksymalnie 10000 kroków.
3. Dlaczego maksymalnie? O tym za chwilę...
4. Idea bardzo prosta - nie liczymy za każdym razem iloczynu wszystkich prawdopodobieństw emisji/przejść lecz przechowujemy informacje o tym co było wcześniej i idziemy iteracyjnie naprzód.

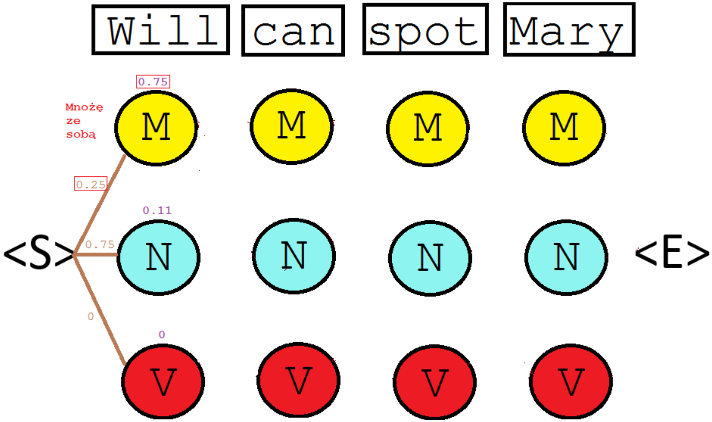
# Algorytm Viterbiego



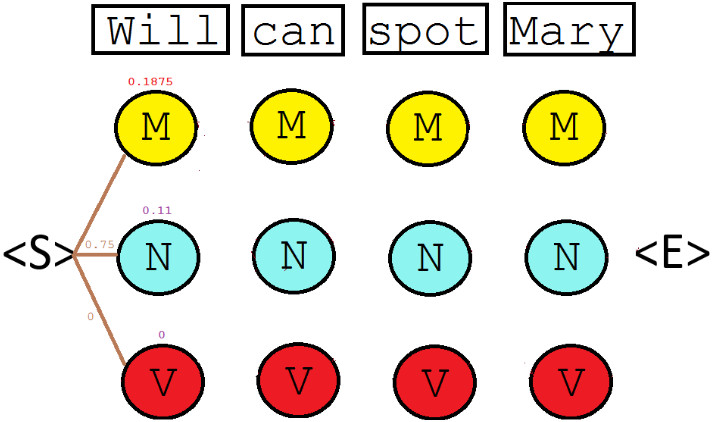
# Algorytm Viterbiego



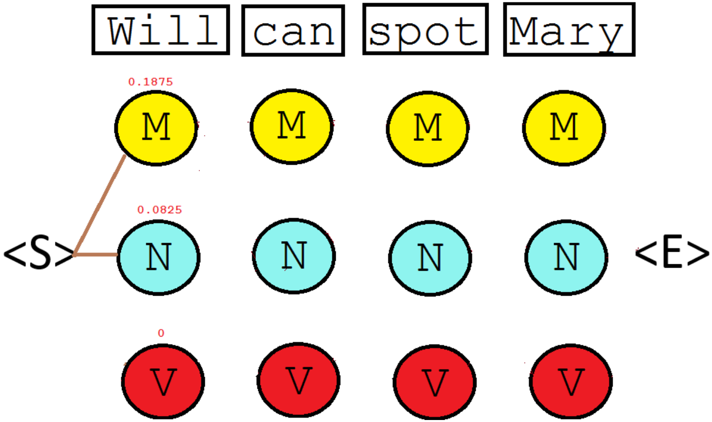
# Algorytm Viterbiego



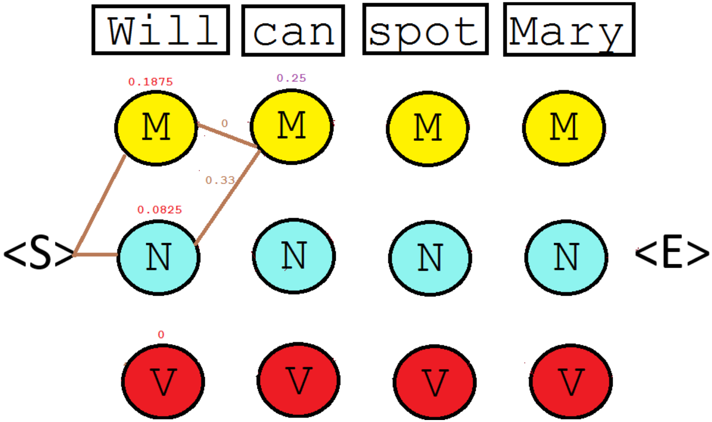
# Algorytm Viterbiego



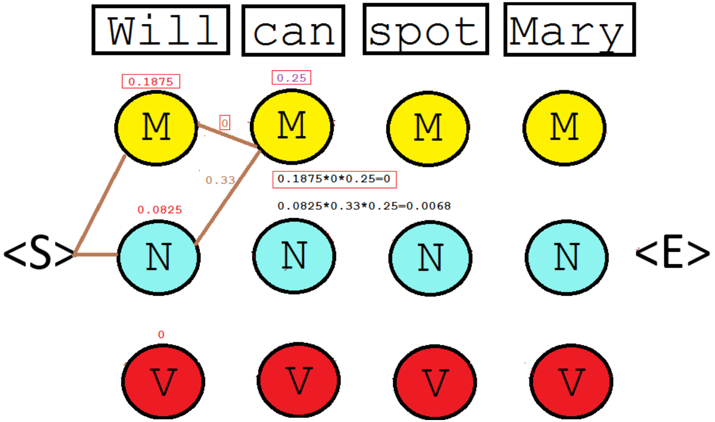
# Algorytm Viterbiego



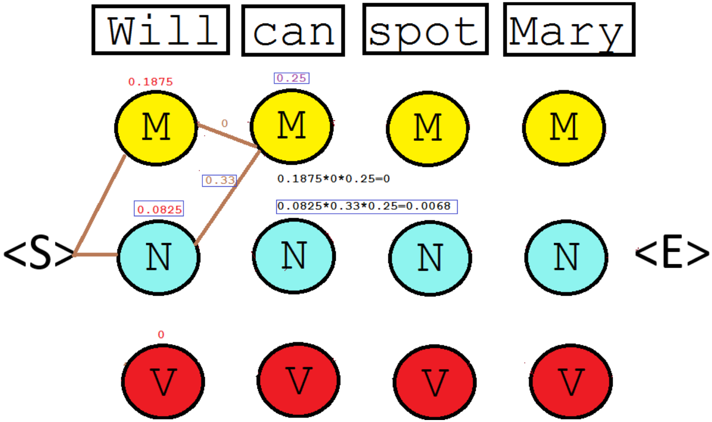
# Algorytm Viterbiego



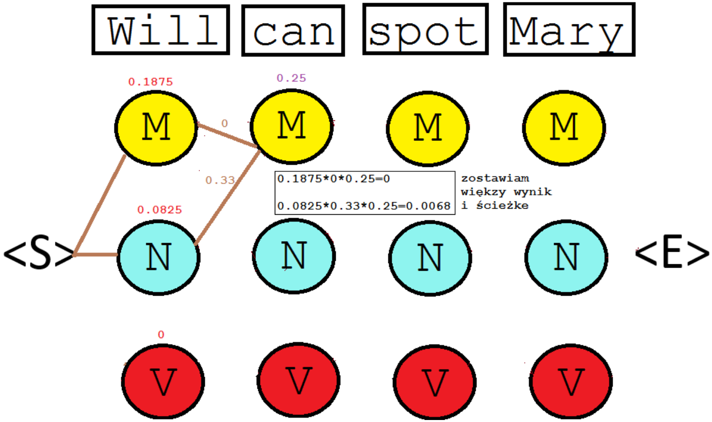
# Algorytm Viterbiego



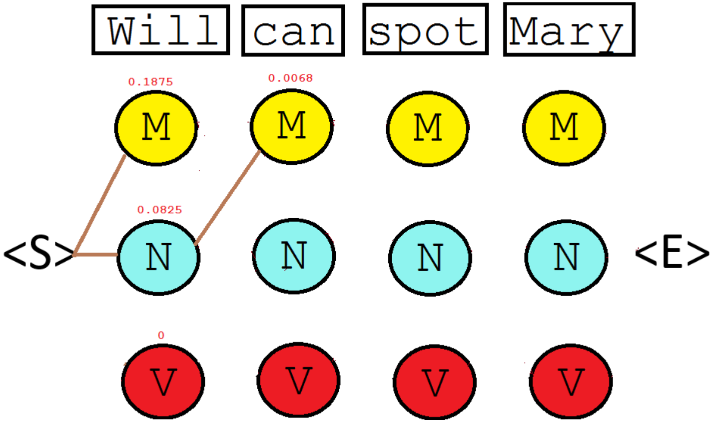
# Algorytm Viterbiego



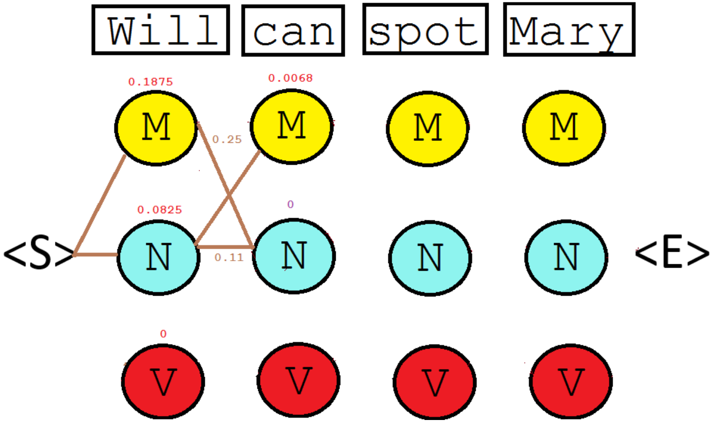
# Algorytm Viterbiego



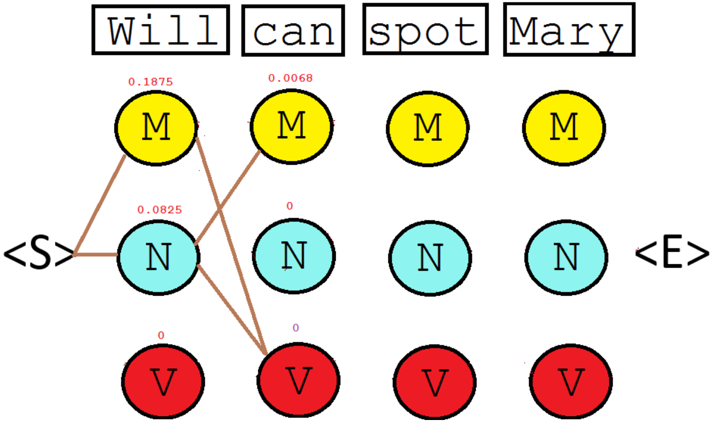
# Algorytm Viterbiego



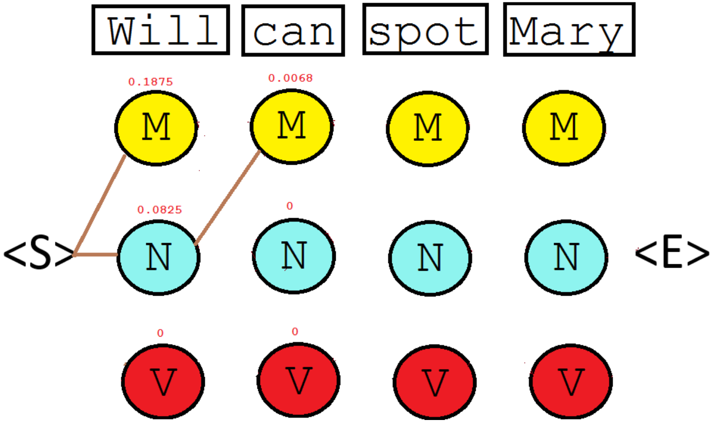
# Algorytm Viterbiego



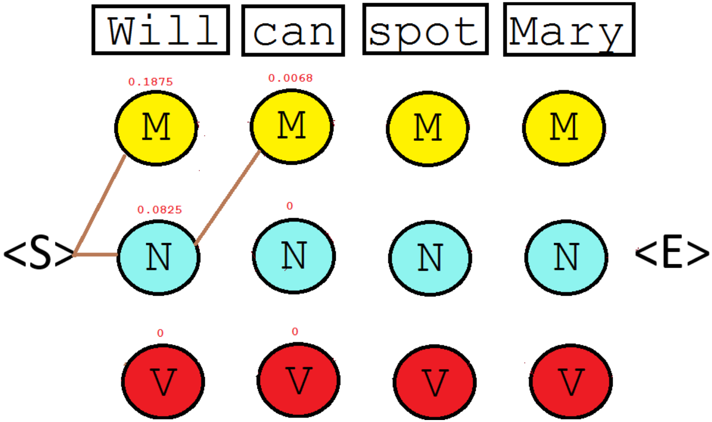
# Algorytm Viterbiego



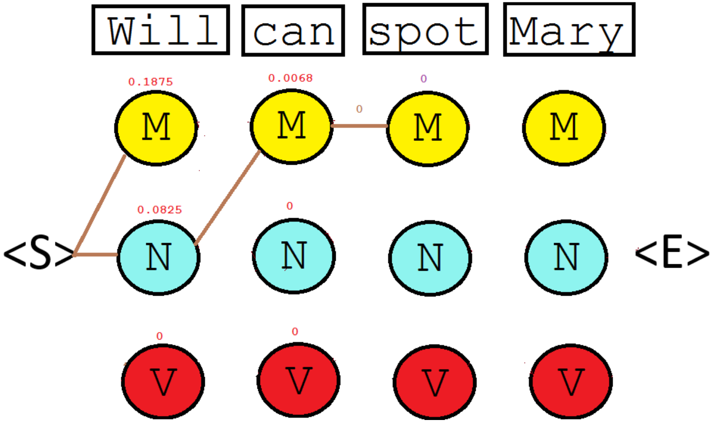
# Algorytm Viterbiego



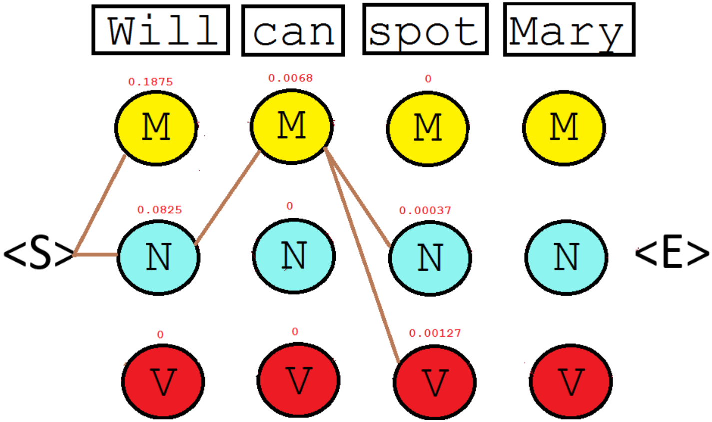
# Algorytm Viterbiego



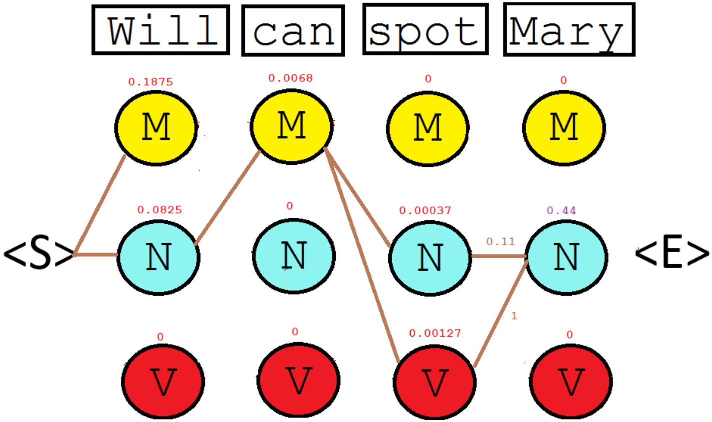
# Algorytm Viterbiego



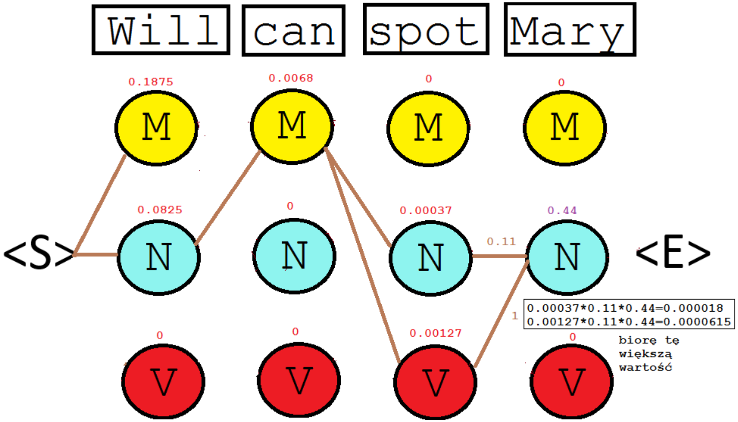
# Algorytm Viterbiego



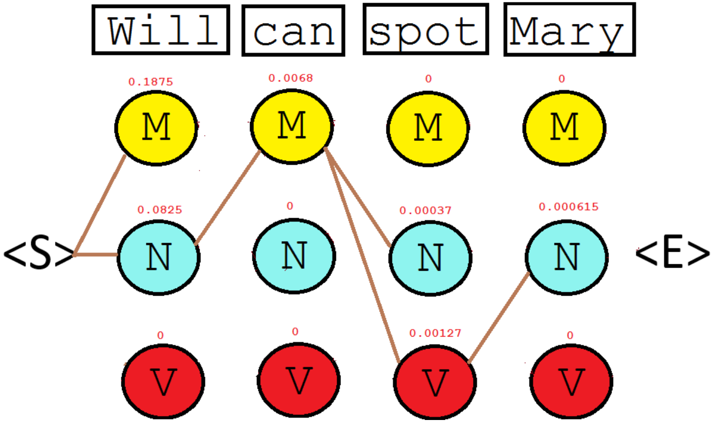
# Algorytm Viterbiego



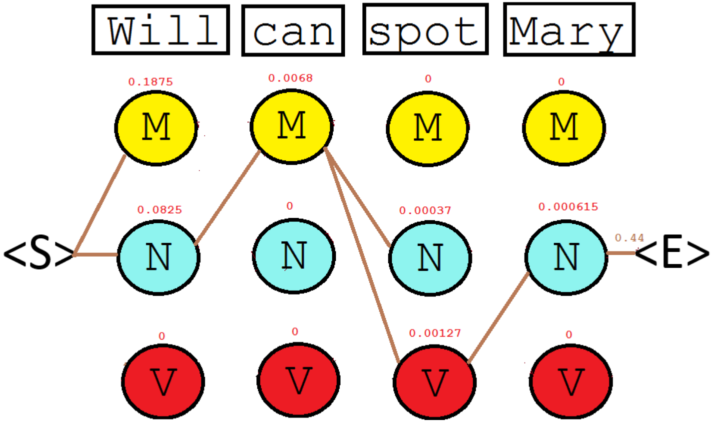
# Algorytm Viterbiego



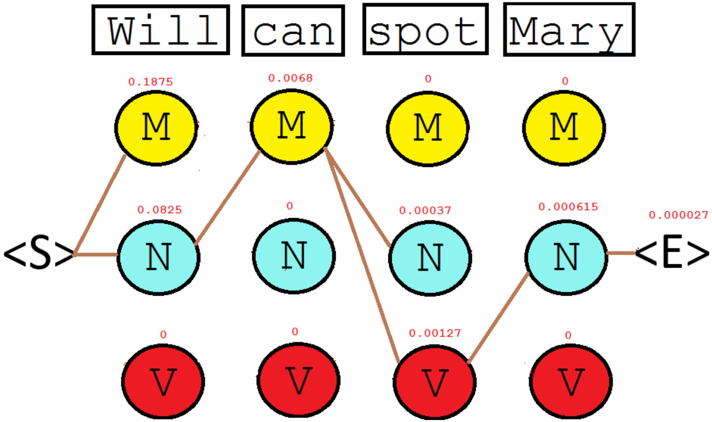
# Algorytm Viterbiego



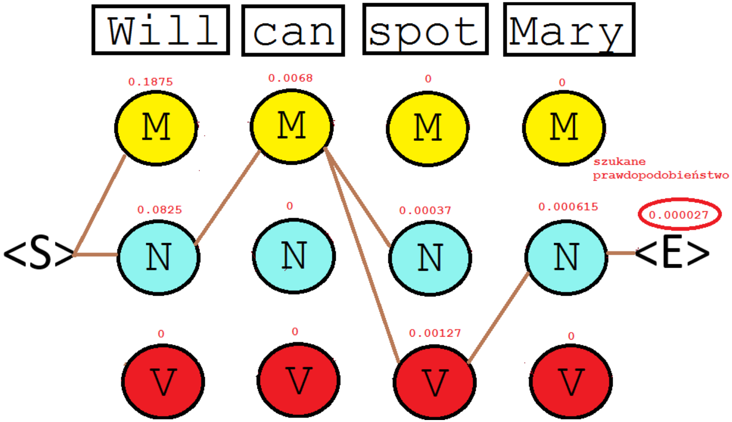
# Algorytm Viterbiego



# Algorytm Viterbiego

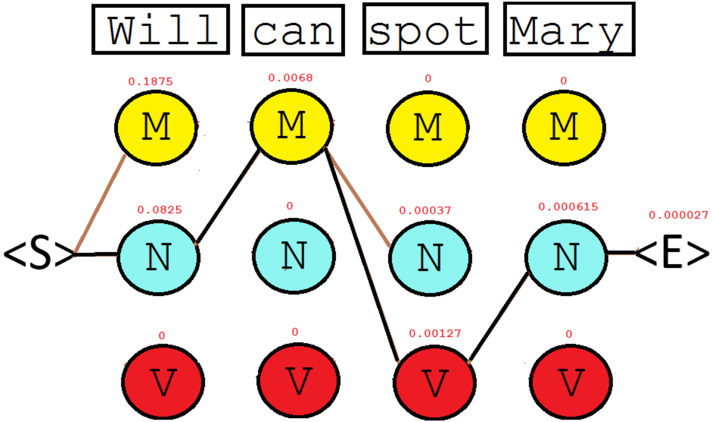


# Algorytm Viterbiego



# Algorytm Viterbiego

Optymalną sekwencję stanów ukrytych uzyskuje idąc od końca i przechodząc tagi z największymi prawdopodobieństwami (połączone krawędzią).



# HMM - łańcuchy wyższych rzędów