Abstract geometric lines in the top-left corner of the slide, consisting of several thin black lines forming various polygons and intersecting patterns.

# BiLSTM & BERT στην ταξινόμηση συναισθημάτων

Χρήστος Πανουργιάς

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Εισαγωγή

Ιστορικό

BiLSTM & BERT

Μεθοδολογία

Αποτελέσματα

Μελλοντική Έρευνα

Συμπεράσματα

Βιβλιογραφία

# ΕΙΣΑΓΩΓΗ

- **Αντικείμενο** : Η ανίχνευση συναισθημάτων, γνωστή και ως ανάλυση συναισθήματος, είναι η διαδικασία αναγνώρισης και εξαγωγής συναισθημάτων από δεδομένα κειμένου.
- **Στόχος** : Σύγκριση απόδοσης του BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) και του BiLSTM (Bidirectional Long-Short-Term-Memory) για την ανίχνευση συναισθημάτων σε κείμενο
- **Σημαντικότητα** : Στην ΕΦΓ, η ανίχνευση συναισθημάτων σε κείμενο είναι σημαντική για διάφορες εφαρμογές όπως η εξυπηρέτηση πελατών, η παρακολούθηση μέσω κοινωνικής δικτύωσης, παρακολούθηση της ψυχικής υγείας και άλλα.

# ΙΣΤΟΡΙΚΟ

## Μέθοδοι Λεξικού

- **Υλοποίηση :** χρησιμοποιώντας μια προϋπάρχουσα βάση δεδομένων λέξεων και των συναφών συναισθημάτων, ταξινομεί το κείμενο ως ένα συγκεκριμένο συναίσθημα.
- **Παραδείγματα :** το λεξικό NRC Emotion ή το λεξικό SentiWordNet.
- **Περιορισμοί :** Αδυναμία στην σύληψη της υποκειμενικότητας των συσχετισμών λέξης-συναίσθηματος και αδυναμία σύλληψης του πλαισίου και των αποχρώσεων στο κείμενο.

# ΙΣΤΟΡΙΚΟ

## Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης

- **Υλοποίηση** : εκπαίδευση ενός μοντέλου σε ένα επισημασμένο σύνολο δεδομένων δειγμάτων κειμένου με τα αντίστοιχα συναισθήματά τους.
- **Παραδείγματα** : Support Vector Machines (SVMs), Random Forest και Decision Trees.
- **Περιορισμοί** : Περιορισμένη ικανότητα χειρισμού θορυβωδών και ημιτελών δεδομένων κειμένου και μεγάλων συνόλων δεδομένων στην ανίχνευση συναισθημάτων από κείμενο.

# ΙΣΤΟΡΙΚΟ

## Μέθοδοι Βαθιάς Μάθησης

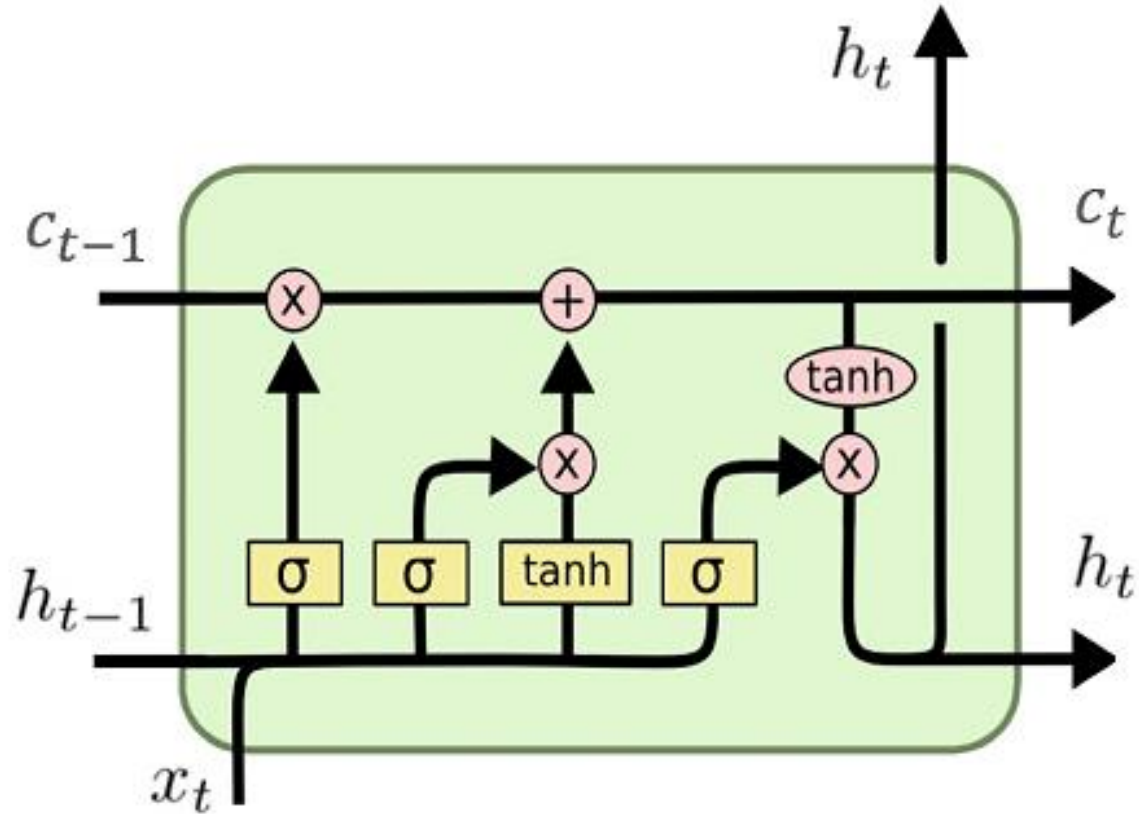
- **Υλοποίηση** : εκπαίδευση των μοντέλων σε επισημασμένα σύνολα δεδομένων και τη χρήση των μαθησιακών χαρακτηριστικών για την πραγματοποίηση προβλέψεων για νέα δεδομένα
- **Παραδείγματα**: RNNs, LSTMs, GRUs, CNNs.
- **Περιορισμοί** : Απαιτούνται υψηλές υπολογιστικές απαιτήσεις και μεγάλος όγκος δεδομένων για την καλή απόδοση των μοντέλων. Είναι ευαίσθητα σε μικρές διακυμάνσεις στα δεδομένα εισόδου, που μπορεί να οδηγήσουν σε κακή απόδοση γενίκευσης.

# ΙΣΤΟΡΙΚΟ

## Μέθοδοι χρησιμοποιώντας Transformers

- **Υλοποίηση** : fine-tuning προεκπαιδευμένων μοντέλων Transformers σε συγκεκριμένα σύνολα δεδομένων για συγκεκριμένες εργασίες, όπως αυτή της ανίχνευσης συναισθημάτων.
- **Παραδείγματα** : BERT, ROBERTA, GPT
- **Περιορισμοί** : δυσκολεύονται να κατανοήσουν τις αποχρώσεις των συναισθημάτων και το πλαίσιο στο οποίο εκφράζονται, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλότερη απόδοση.

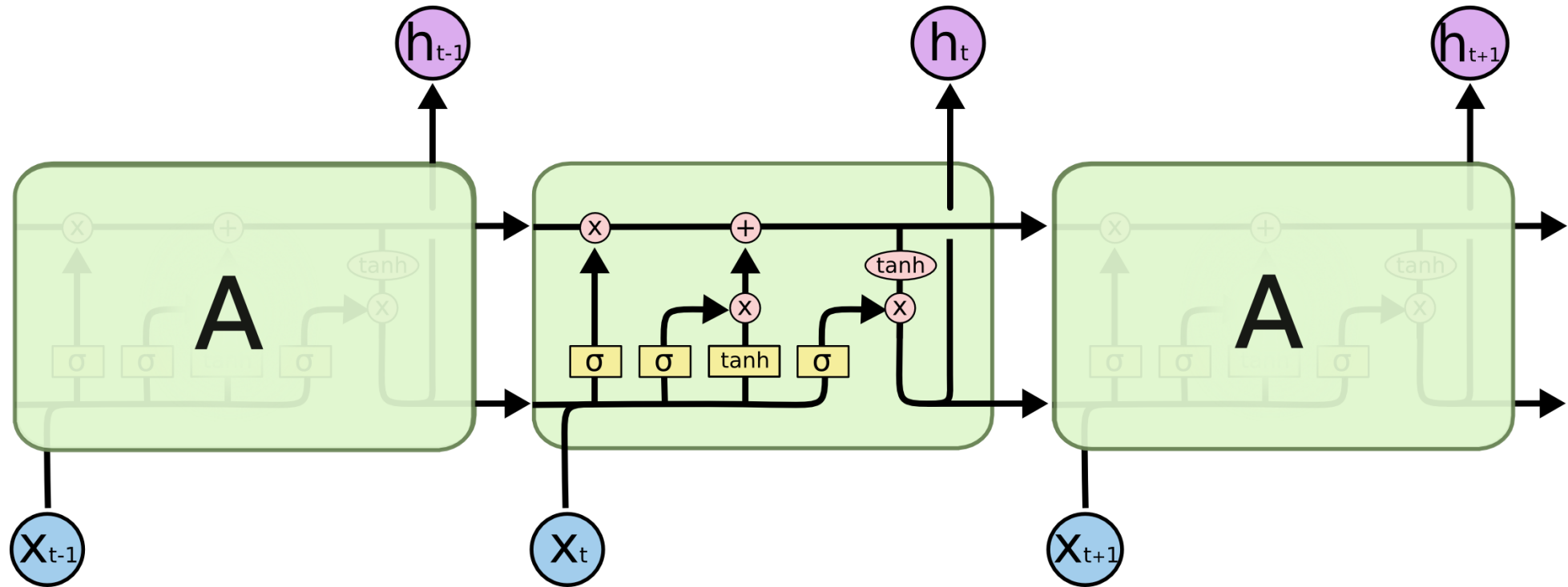
## ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BiLSTM



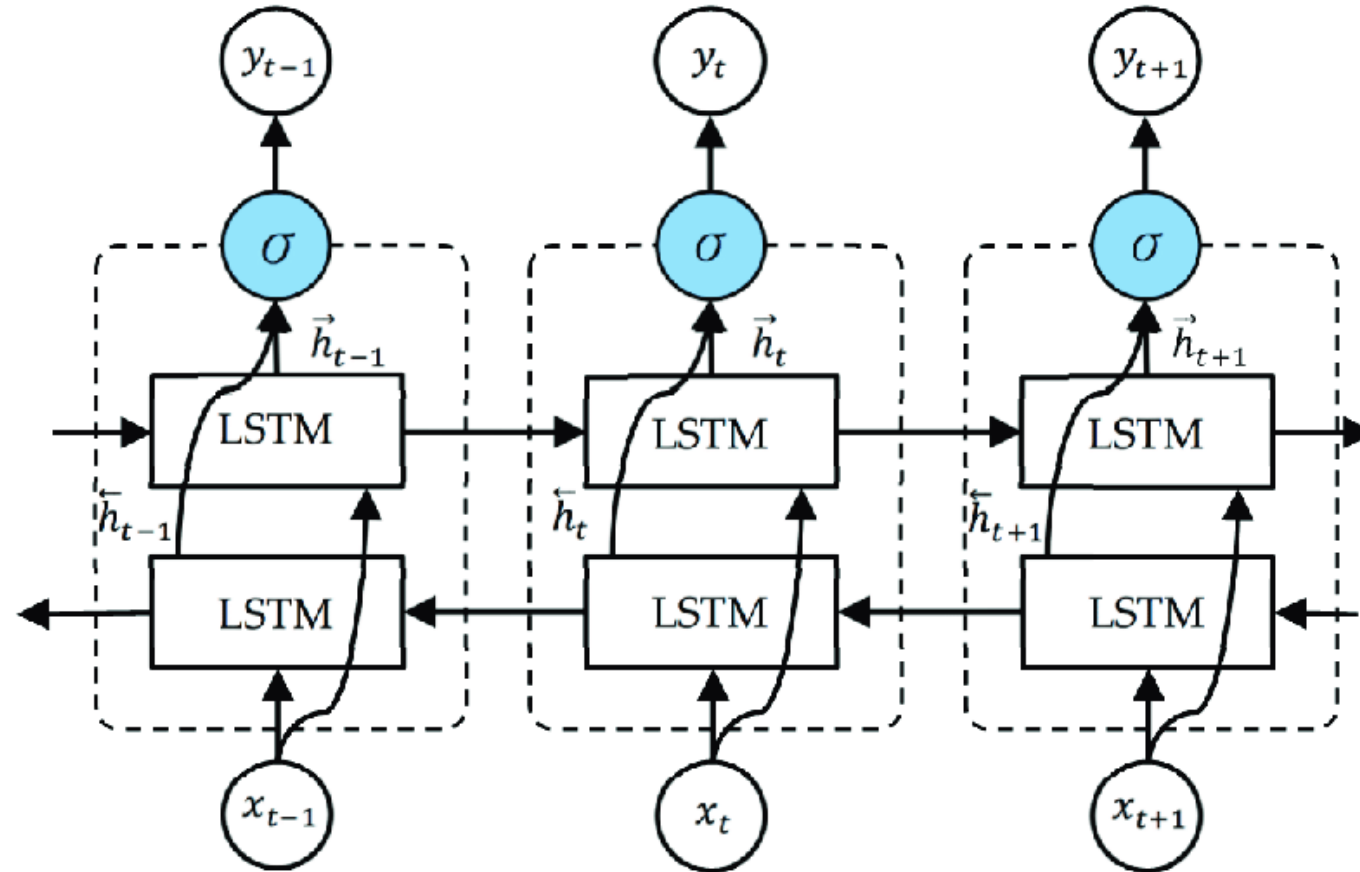
LSTM  
(Long-Short Term Memory)



# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BiLSTM

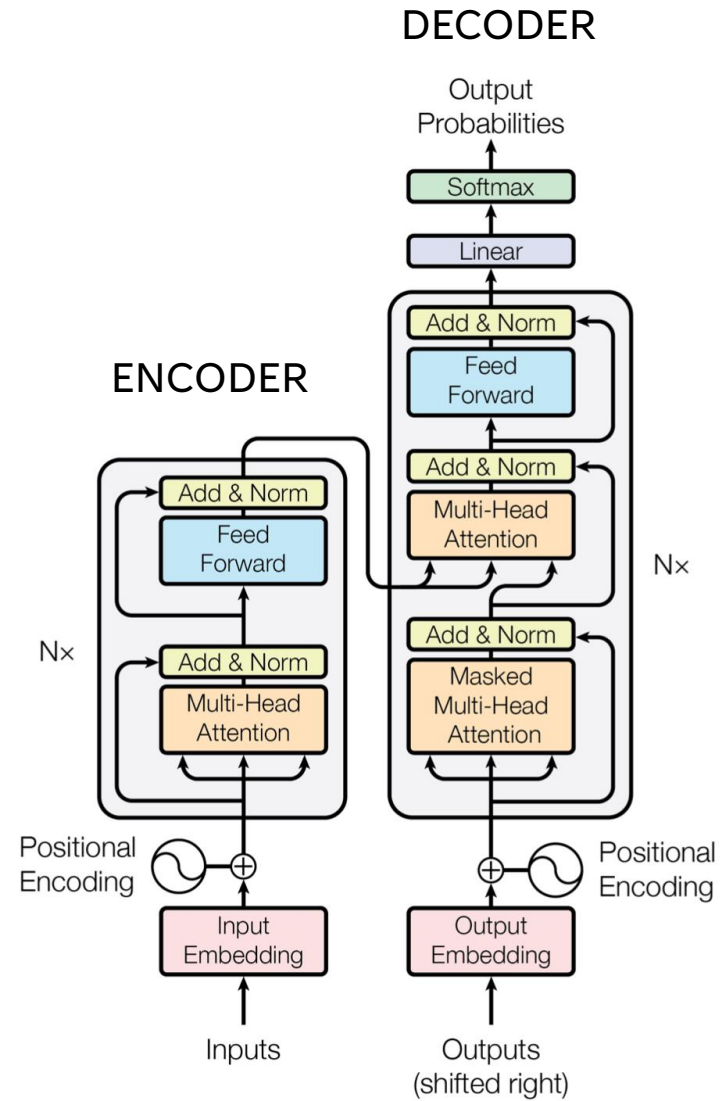


# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BiLSTM



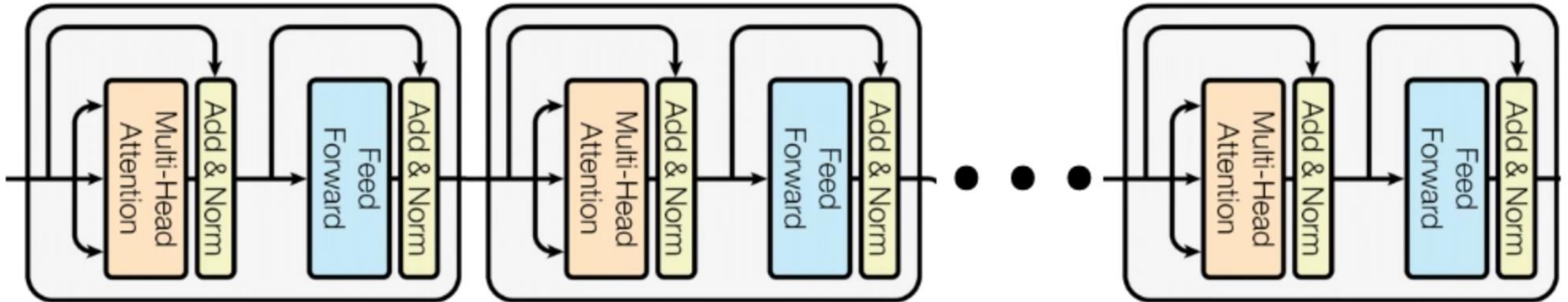
# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BERT

## Αρχιτεκτονική Transformer



# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BERT

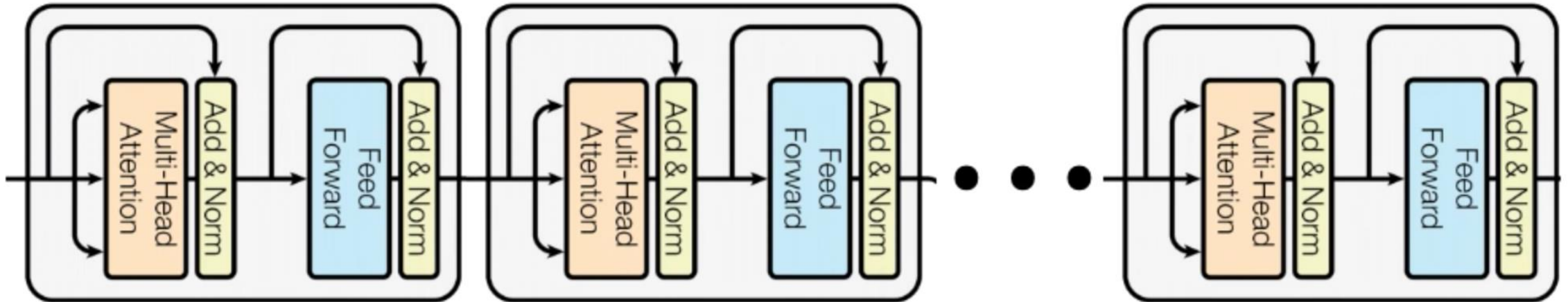
## Αρχιτεκτονική BERT



# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BERT

Masked Language Modeling (MLM)

Next Sentence Prediction (NSP)



# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BERT

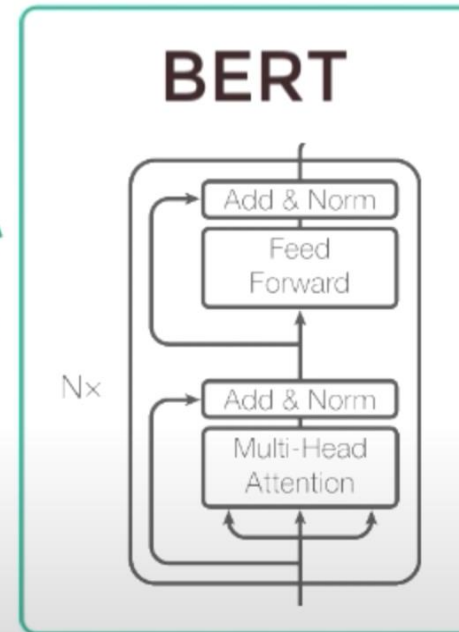
## Pre-Training

**Masked Language  
Model (MLM)**

The [MASK1] brown  
fox [MASK2] over  
the lazy dog.

**Next Sentence  
Prediction (NSP)**

A: Ajay is a cool dude.  
B: He lives in Ohio



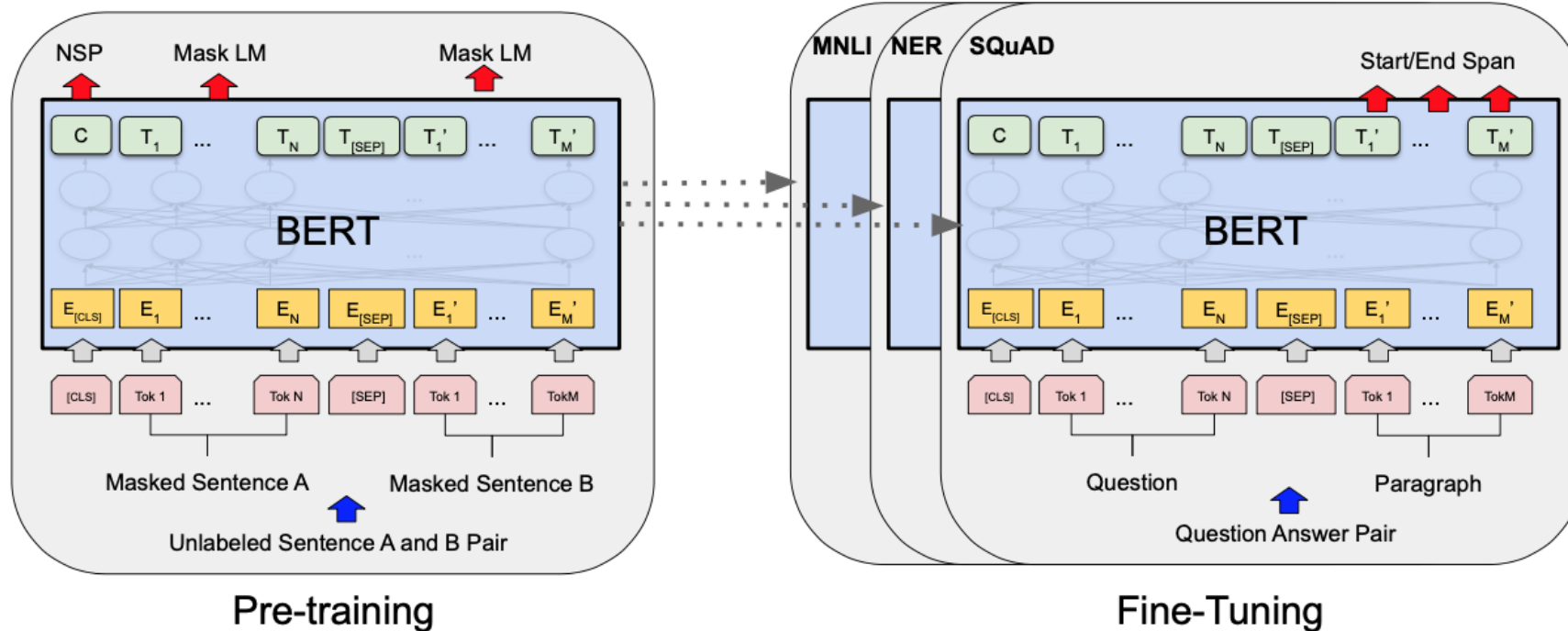
[MASK1] = quick  
[MASK2] = jumped

**Yes. Sentence B  
follows sentence A**

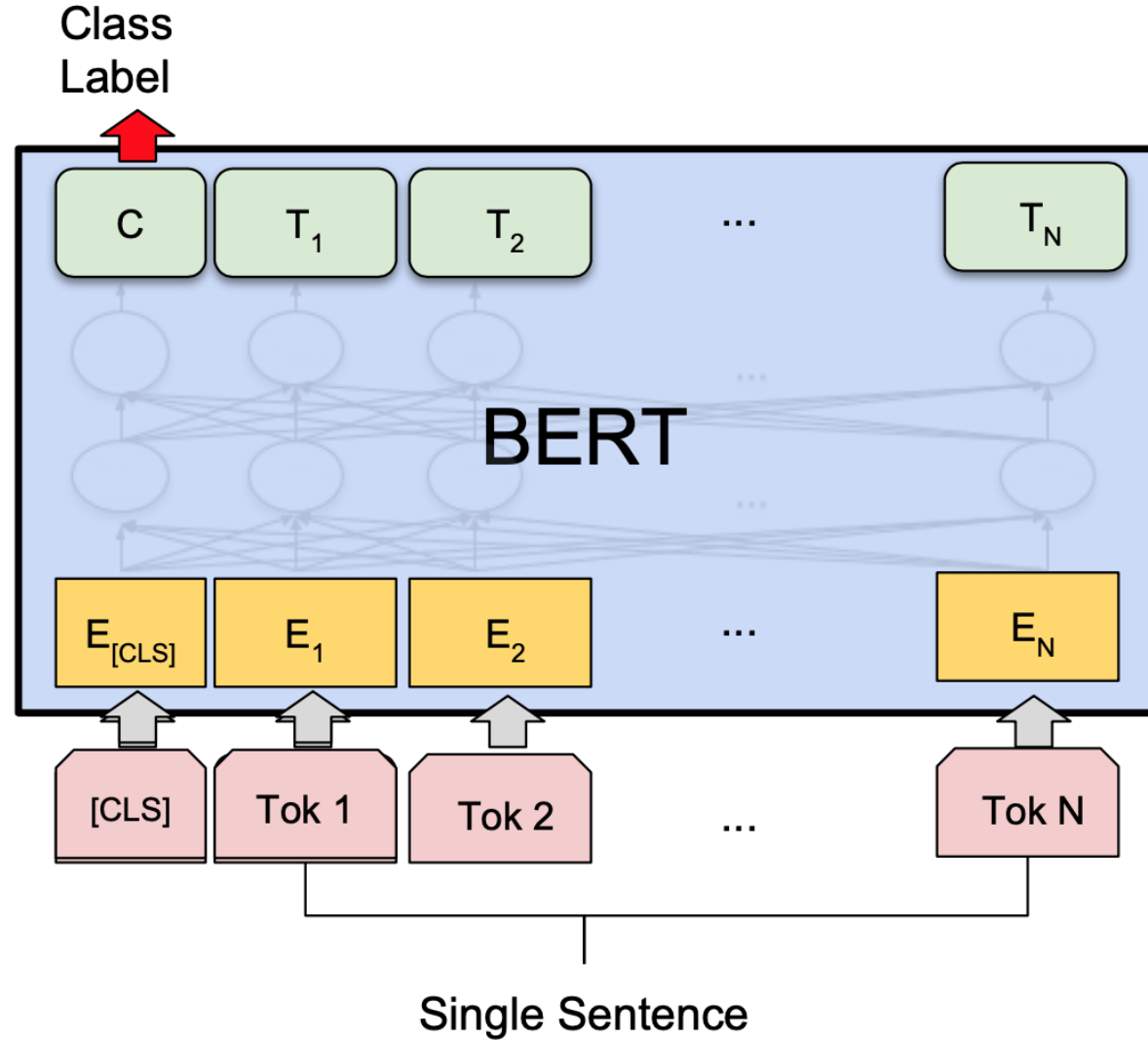
# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BERT

Masked Language Modeling (MLM)

Next Sentence Prediction (NSP)



# ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ BERT





# ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

## Σύνολο Δεδομένων ISEAR (International Survey on Emotion Antecedents and Reactions)

- Περιέχει 7.665 δείγματα κειμένου με ετικέτα ένα από τα επτά βασικά συναισθήματα: θυμό, αηδία, φόβο, χαρά, λύπη, ντροπή και ενοχή (anger, disgust, fear, joy, sadness, shame, and guilt)
- Τα δείγματα συλλέχθηκαν από αυτοαναφερούμενα συναισθήματα και ενδέχεται να μην είναι αντιπροσωπευτικά πραγματικών σεναρίων
- Το σύνολο δεδομένων είναι στην αγγλική γλώσσα

# ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

## Ανίχνευση συναισθημάτων με BiLSTM & BERT

- Φόρτωση προεκπαιδευμένου μοντέλου BERT και επεξεργασία fine-tuning
- Εκπαίδευση μοντέλου BiLSTM στις αναπαραστάσεις λέξεων Word2Vec
- Αξιολόγηση μοντέλων βάσει των μετρικών : accuracy, precision, recall, f1-score

# ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

## Μετρικές αξιολόγησης μοντέλων

- **Accuracy** : μέτρο του πόσο καλά ένα μοντέλο ταξινομεί ή προβλέπει σωστά τη σωστή έξοδο ή ετικέτα.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- **Precision** : το ποσοστό των αληθινών θετικών προβλέψεων από όλες τις θετικές προβλέψεις που γίνονται από τον ταξινομητή.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

# ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

## Μετρικές αξιολόγησης μοντέλων

- **Recall:** η αναλογία των αληθινών θετικών περιπτώσεων μεταξύ όλων των θετικών περιπτώσεων.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **F1-score:** ο αρμονικός μέσος του recall και του precision

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{recall} + \frac{1}{precision}}$$

# ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

- Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το BERT ξεπερνά το BiLSTM ως προς τη συνολική ακρίβεια, με ακρίβεια 72%, ενώ το BiLSTM πέτυχε 62%.
- Το BERT είχε καλύτερες επιδόσεις σε όλες τις κατηγορίες συναισθημάτων.
- Οι περιορισμοί της μελέτης περιλαμβάνουν τα αυτοαναφερόμενα συναισθήματα στο σύνολο δεδομένων ISEAR που δεν είναι αντιπροσωπευτικά των πραγματικών σεναρίων, η ταξινόμηση γίνεται σε επτά μόνο βασικά συναισθήματα και η μελέτη που διεξάγεται μόνο στην αγγλική γλώσσα.
- Το BERT υπερτερεί του BiLSTM για την ανίχνευση συναισθημάτων στο κείμενο, αλλά οι περιορισμοί του συνόλου δεδομένων και του πεδίου εφαρμογής της μελέτης θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

# ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

## BERT

	precision	recall	f1-score	support
joy	0.88	0.87	0.88	211
fear	0.82	0.83	0.82	237
anger	0.59	0.68	0.63	208
sadness	0.75	0.73	0.74	201
disgust	0.72	0.70	0.71	194
shame	0.58	0.56	0.57	215
guilt	0.67	0.63	0.65	229

## BiLSTM

```
joy
Accuracy: 76.78%
Precision Score: 76.78%
F1 Score: 76.78
Recall Score: 76.78

fear
Accuracy: 70.46%
Precision Score: 70.46%
F1 Score: 70.46
Recall Score: 70.46

anger
Accuracy: 55.29%
Precision Score: 55.29%
F1 Score: 55.29
Recall Score: 55.29

sadness
Accuracy: 66.67%
Precision Score: 66.67%
F1 Score: 66.67
Recall Score: 66.67

disgust
Accuracy: 67.01%
Precision Score: 67.01%
F1 Score: 67.01
Recall Score: 67.01

shame
Accuracy: 43.72%
Precision Score: 43.72%
F1 Score: 43.72
Recall Score: 43.72

guilt
Accuracy: 58.08%
Precision Score: 58.08%
F1 Score: 58.08
Recall Score: 58.08
```

# ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

- Θα πρέπει να διερευνηθούν πολυτροπικές προσεγγίσεις για τη βελτίωση της απόδοσης αυτών των μοντέλων.
- Θα είναι ενδιαφέρον να διερευνηθεί η απόδοση του BERT και του BiLSTM σε άλλες γλώσσες και πολύγλωσσα σύνολα δεδομένων.
- Θα είναι δυνατό να διερευνηθεί η ερμηνευσιμότητα των μοντέλων και πώς να βελτιώθουν.
- Θα μπορούσε να διερευνηθεί η απόδοση του BERT και του BiLSTM σε άλλα συναισθήματα ή κατηγορίες συναισθημάτων.
- Θα είναι ενδιαφέρον να διερευνηθεί η επίδραση της ενσωμάτωσης εξωτερικής γνώσης, όπως τα λεξικά συναισθημάτων, στην απόδοση αυτών των μοντέλων.

# ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

- Η μελέτη σύγκρινε την απόδοση του BERT και του BiLSTM για την ανίχνευση συναισθημάτων σε κείμενο, χρησιμοποιώντας το δημοσίως διαθέσιμο σύνολο δεδομένων ISEAR.
- Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι το μοντέλο BERT υπερτερεί του μοντέλου BiLSTM όσον αφορά τη συνολικό accuracy, το precision, το recall, και το F1-score.
- Επιπλέον, το μοντέλο BERT απέδωσε επίσης καλύτερα στην πλειονότητα των κατηγοριών συναισθημάτων.
- Σε μελλοντική εργασία, θα ήταν ενδιαφέρον να διερευνηθεί η απόδοση αυτών των μοντέλων σε άλλες γλώσσες και πολύγλωσσα σύνολα δεδομένων, άλλες κατηγορίες συναισθημάτων.
- Συμπερασματικά, τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι το BERT υπερτερεί του BiLSTM για την ανίχνευση συναισθημάτων σε κείμενο.



# ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30
- Bengio, Y., Ducharme, R., & Vincent, P. (2000). A neural probabilistic language model. *Advances in neural information processing systems*, 13.
- Church, K. W. (2017). Word2Vec. *Natural Language Engineering*, 23(1), 155-162.
- Schmidhuber, J., & Hochreiter, S. (1997). Long short-term memory. *Neural Comput*, 9(8), 1735-1780.
- Schuster, M., & Paliwal, K. K. (1997). Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE transactions on Signal Processing*, 45(11), 2673-2681.
- Zanwar, S., Wiechmann, D., Qiao, Y., & Kerz, E. (2022). Improving the Generalizability of Text-Based Emotion Detection by Leveraging Transformers with Psycholinguistic Features. *arXiv preprint arXiv:2212.09465*
- Joloudari, J. H., Hussain, S., Nematollahi, M. A., Bagheri, R., Fazl, F., Alizadehsani, R., & Lashgari, R. (2022). BERT-Deep CNN: State-of-the-Art for Sentiment Analysis of COVID-19 Tweets. *arXiv preprint arXiv:2211.09733*.

THE END