

Ανάκτηση Πληροφορίας

Εργασία εξαμήνου – Τελική αναφορά

ASTRO

Φίλιππος Αθανασόπουλος Αντύρας 5113

Διδάσκων: Πιτουρά Ευαγγελία



Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής
Πανεπιστήμιο Ιωάννινων

Μάιος 2024

Εισαγωγή

Η ακόλουθη αναφορά αφορά την εργασία εξαμήνου του μαθήματος Ανάκτησης πληροφορίας. Η εργασία αφορά την κατασκευή μηχανής αναζήτησης για επιστημονικά άρθρα χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη Apache Lucene. Ο πλήρης πηγαίος κώδικας μπορεί να βρεθεί στο [GitHub](#).

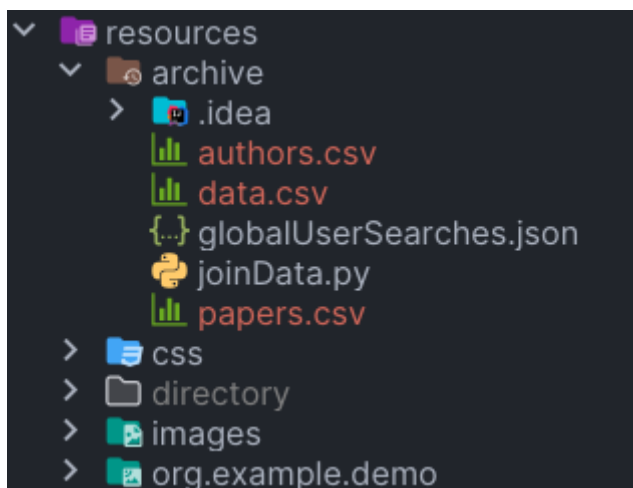
Οδηγίες χρήσης

Η εφαρμογή είναι ένα Maven JavaFX modular project. Για την χρήση της προτείνεται η φόρτωση στο IntelliJ και η χρήση JDK 20 ή νεότερο. Το κύριο πρόγραμμα (main) είναι το αρχείο **Application.java**.

Στον φάκελο resources υπάρχει ο φάκελος directory στον οποίο η εφαρμογή θα πρέπει να κατασκευάζει το ευρετήριο. Υπάρχει επίσης ο φάκελος archive που εμπεριέχει τα .csv αρχεία καθώς και ένα Python script για το merge των 2 αυτών αρχείων.

Σημαντικό: Για να τρέξετε την εφαρμογή:

- Τοποθετήστε τα αρχεία papers.csv και authors.csv στον φάκελο resources/archive
- Τρέξτε το Python script, αυτό θα παράγει το data.csv (python3 joinData.py)
- Τρέξτε το πρόγραμμα Application.java



Φάκελος archive μετά την προσθήκη των csv και την εκτέλεση του joinData.py

Η εργασία

Η εργασία αφορά την κατασκευή μιας μηχανής αναζήτησης για επιστημονικά άρθρα που κατατάσσονται στον κλάδο της τεχνίτης νοημοσύνης. Ως πηγή άρθρων χρησιμοποιήθηκε η συλλογή **All NeurIPS (NIPS) Papers** που μπορεί να βρεθεί στο [Kaggle](#).

Οι λειτουργικές απαιτήσεις για την μηχανή αναζήτησης ήταν οι εξής :

1. Δυνατότητα αναζήτησης με λέξεις κλειδιά
2. Δυνατότητα αναζήτησης πεδίου
3. Έναν επιπλέον τρόπο αναζήτησης της επιλογής μας
4. Διατήρηση ιστορικού αναζήτησης
5. Εμφάνιση των αποτελεσμάτων ανά 10, με δυνατότητα εναλλαγής καρτελών
6. Υπογράμμιση key words
7. Δυνατότητα ταξινόμησης αποτελεσμάτων με βάση την ημερομηνία ανάρτησης
8. Χρήση τουλάχιστον 200 άρθρων από την παραπάνω συλλογή

Μη λειτουργικές απαιτήσεις

1. Εύχρηστη παρουσίαση αποτελεσμάτων

Chapter 1: Τα δεδομένα

Η συλλογή που επιλέχθηκε αποτελείται από 9680 επιστημονικά άρθρα με θέμα την μηχανική μάθηση και την υπολογιστική νευροεπιστήμη. Τα άρθρα αποτελούνται από 4 μέρη: τίτλο, περίληψη, κείμενο και έτος δημοσίευσης. Τα άρθρα βρίσκονται στο αρχείο papers.csv. Ταυτόχρονα παρέχεται ένα αρχείο authors.csv που περιέχει ονοματεπώνυμα συγγραφέων, το ακαδημαϊκό ίδρυμα στο οποίο κατατάσσονται και το αναγνωριστικό κωδικό της δημοσίευσης που έχουν συγγράψει.

Για την συγχώνευση των δυο αυτών αρχείων σε ένα κοινό, σε ένα νέο αρχείο data.csv, συνενώνουμε σε ένα νέο πίνακα τα δεδομένα. Ομαδοποιούμε τις γραμμές του authors.csv που έχουν κοινό paper id και κατασκευάζουμε μια νέα γραμμή που έχει:

- Το ID της δημοσίευσης
- Τα ονόματα των συγγραφέων χωρισμένα με «,»
- Τα επώνυμα των συγγραφέων χωρισμένα με «,»
- Τα ακαδημαϊκά ιδρύματα των συγγραφέων χωρισμένα με «,»

Ένα κάποια από τις παραπάνω τιμές δεν υπάρχει (null) την αντικαθιστούμε με κενή συμβολοσειρά

Ο λόγος που επιλέγουμε την μέθοδο αυτή, έναντι της κλασικής συνένωσης on source id, είναι ότι θα είχε σαν αποτέλεσμα εάν ένα άρθρο είχε 3 συγγραφείς τότε ο νέος πίνακας θα χρειαζόταν 3 γραμμές για το άρθρο αυτό. Πολλά άρθρα έχουν τουλάχιστον 2-3 συγγραφείς. Δοκιμάζοντας την τεχνική αυτή το τελικό αρχείο csv ανερχόταν στα **3GB**. Με την μέθοδο που εφαρμόστηκε το τελικό αρχείο είναι μόλις **320MB**. Αυτό επιτρέπει την γρήγορη κατασκευή του index αργότερα.

| c1 | c2 | c3 | c4 | c5 | c6 | c7 | c8 |
|-----------|------|----------------------------------|-----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|-----------------------------------|---|
| source_id | year | title | abstract | full_text | first_name | last_name | institution |
| 27 | 1987 | Bit-Serial Neural Networks | 573 | BIT - SERIAL NEURAL NETW. | Alan,Anthony,Zoe,Huitong,Fang,M. | Murray,Smith,Butler,Qiu,Han,Liu. | ,, ,Johns Hopkins University,Johns. |
| 27 | 2015 | Robust Portfolio Optimization | We propose a robust portfolio o. | Robust Portfolio Optimization | Alan,Anthony,Zoe,Huitong,Fang,M. | Murray,Smith,Butler,Qiu,Han,Liu. | ,, ,Johns Hopkins University,Johns. |
| 63 | 1987 | Connectivity Versus Entropy | 1 | CONNECTIVITY VERSUS ENTROPY. | Yaser,Andrea,John,Jan,Nicholas,. | Abu-Mostafa,Lecchini-visintini,. | ,, ,MIT CSAIL,MIT,MIT/Goog. |
| 63 | 2007 | Simulated Annealing: Rigorous f. | Simulated Annealing: Rigorous n. | Simulated Annealing: Rigorous n. | Yaser,Andrea,John,Jan,Nicholas,. | Abu-Mostafa,Lecchini-visintini,. | ,, ,MIT CSAIL,MIT,MIT/Goog. |
| 63 | 2012 | The Bethe Partition Function of. | Sudderth, Wainwright, and Wills. | The Bethe Partition Function of. | Yaser,Andrea,John,Jan,Nicholas,. | Abu-Mostafa,Lecchini-visintini,. | ,, ,MIT CSAIL,MIT,MIT/Goog. |
| 63 | 2016 | Visual Dynamics: Probabilistic | We study the problem of synthe. | Visual Dynamics: Probabilistic | Yaser,Andrea,John,Jan,Nicholas,. | Abu-Mostafa,Lecchini-visintini,. | ,, ,MIT CSAIL,MIT,MIT/Goog. |
| 60 | 1987 | The Hopfield Model with Multi-L. | | THE HOPFIELD MODEL WITH M. | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, , |
| 60 | 2007 | FilterBoost: Regression and Cla. | | FilterBoost: Regression and Cla. | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, ,UC Berke. |
| 60 | 2008 | Cascaded Classification Models: | One of the original goals of co. | Cascaded Classification Models:. | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, ,UC Berke. |
| 60 | 2010 | Extended Bayesian Information C. | Gaussian graphical models with | Extended Bayesian Information C. | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, ,UC Berke. |
| 60 | 2012 | Super-Bit Locality-Sensitive Ha. | Sign-random-projection locality. | Super-Bit Locality-Sensitive Ha. | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, ,UC Berke. |
| 60 | 2017 | Breaking the Nonsmooth Barrier: | Due to their simplicity and exc. | Breaking the Nonsmooth Barrier: | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, ,UC Berke. |
| 60 | 2019 | Meta-Learning with Implicit Gra. | A core capability of intelligen. | Meta-Learning with Implicit Gra. | Michael,Joseph,Robert,Gerey,St. | Fleisher,Bradley,Schapiro,Heitz. | ,, ,UC Berke. |
| 59 | 1987 | How Neural Nets Work | | How Neural Nets Work | Alan,Lapedes,Robert,Fa. | Lapedes,Farber,Kolmogorov,Huang. | ,, ,Institute of Automation, Chine. |
| 59 | 2010 | Generalized roof duality and bi. | Consider a convex relaxation \$L | Generalized roof duality and bi. | Alan,Robert,Vladimir,Huaibo,zhi. | Lapedes,Farber,Kolmogorov,Huang. | ,, ,Institute of Automation, Chine. |
| 59 | 2018 | IntroVAE: Introspective Variati. | We present a novel introspectiv. | IntroVAE: Introspective Variati. | Alan,Robert,Vladimir,Huaibo,zhi. | Lapedes,Farber,Kolmogorov,Huang. | ,, ,Institute of Automation, Chine. |
| 59 | 2019 | GPipe: Efficient Training of GI. | Scaling up deep neural network | GPipe: Efficient Training of GI. | Alan,Robert,Vladimir,Huaibo,zhi. | Lapedes,Farber,Kolmogorov,Huang. | ,, ,Institute of Automation, Chine. |
| 69 | 1987 | Spatial Organization of Neural | | SPATIAL ORGANIZATION OF. | Andreas,Marios,D.,Shaoling,Kaim. | Stafylopatis,Dikakios,Kontorav. | ,, ,USTC,Microsoft Research Asia,M. |
| 69 | 2015 | Faster R-CNN: Towards Real-Time. | State-of-the-art object detecti. | Faster R-CNN: Towards Real-Time. | Andreas,Marios,D.,Shaoling,Kaim. | Stafylopatis,Dikakios,Kontorav. | ,, ,USTC,Microsoft Research Asia,M. |
| 6 | 1987 | A Neural-Network Solution to th. | | NEURAL-NETWORK SOLUTI. | Gene,Edward,Stefan,Vadin,Andrea. | Tagliarini,Pape,Haupe,Nikulin,Z. | ,, ,Xi'an Jiaotong Univers. |
| 6 | 2008 | Estimating vector fields using | We introduce a novel framework | Estimating vector fields using | Gene,Edward,Stefan,Vadin,Andrea. | Tagliarini,Pape,Haupe,Nikulin,Z. | ,, ,Xi'an Jiaotong Univers. |
| 6 | 2016 | Deep ADMM-Net for Compressive S. | Compressive Sensing (CS) is an | Deep ADMM-Net for Compressive S. | Gene,Edward,Stefan,Vadin,Andrea. | Tagliarini,Pape,Haupe,Nikulin,Z. | ,, ,Xi'an Jiaotong Univers. |
| 33 | 1987 | LEARNING BY STATE RECURRENCE DE. | | LEARNING BY STATE RECURREN. | Bruce,James,Jacques,Tobias,Carl. | Rosen,Goodwin,Vidal,Glaschachers. | ,, ,National Laboratory of P. |
| 33 | 2010 | Universal Consistency of Multi- | Steinwart was the first to prove. | Universal Consistency of Multi- | Bruce,James,Jacques,Tobias,Carl. | Rosen,Goodwin,Vidal,Glaschachers. | ,, ,National Laboratory of P. |
| 33 | 2011 | Video Annotation and Tracking w. | We introduce a novel active lea. | INTRODUCTIONtoVideo Annota. | Bruce,James,Jacques,Tobias,Carl. | Rosen,Goodwin,Vidal,Glaschachers. | ,, ,National Laboratory of P. |
| 33 | 2018 | Structure-Aware Convolutional N. | Convolutional neural networks | Structure-Aware Convolutional N. | Bruce,James,Jacques,Tobias,Carl. | Rosen,Goodwin,Vidal,Glaschachers. | ,, ,National Laboratory of P. |
| 36 | 1987 | Stability Results for Neural Ne. | | STABILITY RESULTS FOR NE. | Anthony,Jay,Wolfgang,Peter,Matt. | Michel,Farrell,Porod,Carbonetto. | ,, ,Seoul National Universit. |
| 36 | 2009 | A Stochastic approximation meth. | We describe a new algorithmic f. | A Stochastic approximation meth. | Anthony,Jay,Wolfgang,Peter,Matt. | Michel,Farrell,Porod,Carbonetto. | ,, ,Seoul National Universit. |
| 36 | 2019 | Zero-shot Learning via Simultan. | To overcome the absence of trai. | Zero-shot Learning via Simultan. | Anthony,Jay,Wolfgang,Peter,Matt. | Michel,Farrell,Porod,Carbonetto. | ,, ,Seoul National Universit. |
| 35 | 1987 | Introduction to a System for In. | | INTRODUCTION TO A SYSTEM. | Sherry,I,Bahua,John | Tomboulia,lin,Fisher | ,, |
| 35 | 2012 | Coupling Nonparametric Mixtures. | Mixture distributions are often. | Coupling Nonparametric Mixtures. | Sherry,I,Bahua,John | Tomboulia,lin,Fisher | ,, |
| 19 | 1987 | Optimization with Artificial Ne. | | OPTIMIZATION WITH ARTIFIC. | Harrison | Leong | ,, |
| 24 | 1987 | Optimal Neural Spike Classifica. | | OPTIMAL NEURAL SPIKE CLAS. | James,Amir,Mu,David,Alexander,K. | Bower,Atiya,Li,Andersen,Smola,Yu | ,, ,CMU, Carnegie Mellon University, C. |

Στιγμιότυπο του πίνακα data.csv

Chapter 2: Μηχανή αναζήτησης

Κατασκευή Directory(index)

Για την κατασκευή της μηχανής αναζήτησης η εφαρμογή βασίστηκε στην βιβλιοθήκη Apache Lucene. Η Lucene είναι μια βιβλιοθήκη που επιτρέπει την κατασκευή ευρετηρίων και την αναζήτηση σε αυτά μια μεθόδους όπως την αναζήτηση πεδίου.

Για να μπορέσουμε να θέσουμε ερωτήματα ως προς τα άρθρα που περιέχει η εφαρμογή θα πρέπει αρχικά να δημιουργήσουμε ένα νέο ευρετήριο. Στη Lucene αυτό είναι γνωστό ως Directory το οποίο μπορεί είτε να υπάρχει στο σκληρό δίσκο είτε στην μνήμη RAM. Στην εφαρμογή αυτή αποθηκεύουμε το Directory στον δίσκο προκειμένου να μπορούμε να τρέξουμε πολλές φορές την εφαρμογή χωρίς να ανακατασκευάζουμε το Directory.

Για την αρχικοποίηση του Directory πρέπει να παρέχουμε και έναν Analyzer. Ο Analyzer είναι υπεύθυνος για το tokenization των περιεχομένων των αρχείων. Υπάρχουν πολλά είδη Analyzer που παρέχει η Lucene. Εμείς επιλέξαμε τον Standard Analyzer που μετατρέπει τις λέξεις σε lowercase και απαλείφει common words(this, the, κλπ.) και σημεία στίξης.

Για να γίνουν τα άρθρα αναζητησιμα θα πρέπει να μετατραπούν σε Lucene Documents. Τα Documents μπορούν να έχουν πεδία (fields) που επιτρέπουν την εύκολη αναζήτηση των εγγράφων. Για ένα έγγραφο μπορούν να υπάρχουν πολλαπλά πεδία, η και πολλές εγγραφές για το ίδιο πεδίο. Για την προσθήκη των αρχείων στο Directory φορτώνουμε το αρχείο data.csv. Για κάθε γραμμή του αρχείου δημιουργούμε ένα νέο Document και του προσθέτουμε όλα τα πεδία του άρθρου. Επειδή στο αρχείο data.csv έχουμε τα δεδομένα για τους αρθρογράφους μαζί, τα διαχωρίζουμε μεταξύ τους και προσθέτουμε ένα ένα τα πλήρη ονόματα και τα ινστιτούτα. Εάν η αρχικοποίηση του Directory έχει γίνει ήδη τότε παραλείπεται.

Αναζήτηση ως προς ένα πεδίο

Για να αναζητήσουμε ένα άρθρο γενικά απαιτούνται:

1. Ένας DirectoryReader
2. Ένας IndexSearcher

Ο DirectoryReader επιτρέπει την ανάγνωση των documents μέσα στο directory. Για να θέσουμε δικά μας ερωτήματα στο directory θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε τον IndexSearcher αφού του προσθέσουμε τον DirectoryReader για να μπορεί να αναζητεί μέσα στον Directory. Ο IndexSearcher δέχεται ερωτήματα τύπου Lucene Query. Για να κατασκευάσουμε τέτοια Queries :

1. Δημιουργούμε έναν QueryParser με παράμετρο τον Analyzer της εφαρμογής και το πεδίο ως προς το οποίο θέλουμε να αναζητήσουμε.
2. Χρησιμοποιώντας τον QueryParser, δημιουργούμε ένα Query με παράμετρο το ερώτημα που θέλουμε να θέσουμε σε φυσική γλώσσα (π.χ. Uses of AI in healthcare)
3. Καλούμε την μέθοδο search() του IndexSearcher δίνοντας το Query ως παράμετρο.

Το αποτέλεσμα είναι μια λίστα TopDocs, δηλαδή τα καλύτερα αποτελέσματα τα οποία μπόρεσε να βρει ο Searcher. Για αυτά μπορούμε να εξάγουμε το ίδιο το Document αλλά και την βαθμολογία που έλαβε στην αναζήτηση αυτή.

Θέλουμε ο χρήστης να μπορεί να δει τις λέξεις κλειδιά στα Document που ταίριαζαν με αυτές στο ερώτημα του. Η Lucene παρέχει την κλάση Highlighter για τον σκοπό αυτό. Ο Highlighter χρειάζεται έναν Fragmenter, ο οποίος χωρίζει το περιεχόμενο του document σε κομμάτια(fragments). Δίνοντας στον Fragmenter έναν QueryScorer και το query, κάθε token του document βαθμολογείται και αν είναι σχετικό κάποιο από τα token του query, τότε ο highlighter το υπογραμμίζει με **...**.

Αφού τα document επιστραφούν χρειάζεται να τα μετατρέψουμε σε Search Results. Η κλάση SearchResult θα περιέχει το document, τα fragments, το score που έλαβε το document από την αναζήτηση καθώς και βοηθητικές μεθόδους για την πρόσβαση στα metadata του document (title, authors, κλπ.). Το API μας θα επιστρέφει μια λίστα με Search results όπου έχουν υπογραμμιστεί οι λέξεις κλειδιά και όλα τα μεταδιδόμενά του αρχείου για να τα παρουσιάσουμε στον χρήστη.

Αναζήτηση ως προς πολλά πεδία

Για να αναζητήσουμε document ως προς πολλά πεδία, αρκεί αντί για τον QueryParser να χρησιμοποιήσουμε έναν MultiFieldQueryParser. Δίνουμε ως παράμετρο μια λίστα με τα πεδία ως προς τα οποία θέλουμε να γίνει η αναζήτηση (σε αυτή τη περίπτωση όλα τα πεδία) και ακολουθείται ακριβώς η ίδια διαδικασία με την αναζήτηση ως προς ένα πεδίο.

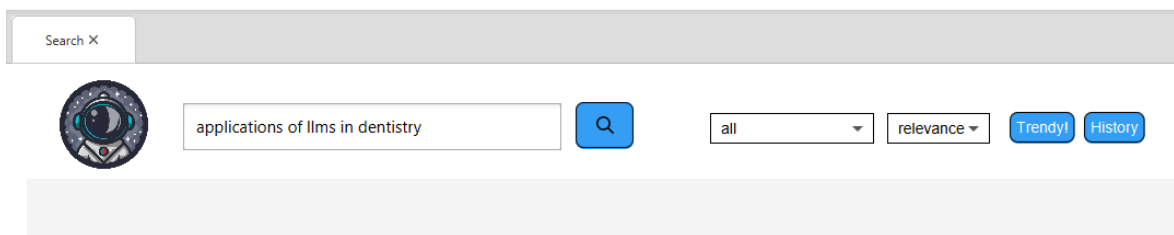
Αναζήτηση δημοφιλών ερωτήσεων (Trendy!)

Ως επιπρόσθετη λειτουργία προστέθηκε η αναζήτηση δημοφιλών ερωτήσεων μεταξύ χρηστών. Η εφαρμογή διατηρεί μια λίστα με τις πιο συχνές ερωτήσεις στη μηχανή αναζήτησης(π.χ. Applications of AI in healthcare). Πατώντας το κουμπί **Trendy!** η εφαρμογή επιλεγεί ένα τυχαίο ερώτημα από τη λίστα αυτή και εκτελεί την αναζήτηση. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι στη παρούσα εφαρμογή η λίστα είναι hard-coded, δηλαδή έχουμε δημιουργήσει εμείς την λίστα εξ αρχής και δεν αλλάζει. Αυτό γίνεται για λόγους ευκολίας καθώς στα πλαίσια του μαθήματος η εφαρμογή είναι ενός χρήστη και η ρεαλιστική υλοποίηση θα αύξανε την πολυπλοκότητα της εφαρμογής (δημιουργία database, read/write, κλπ.).

Chapter 3: User interface, use experience.

Όταν ο χρήστης ξεκινήσει την εφαρμογή εισέρχεται στο βασικό παράθυρο. Αυτό περιέχει :


1. Το πεδίο για το κείμενο αναζήτησης
2. Το κουμπί για την εκτέλεση αναζήτησης
3. Το κουμπί για την Trendy! αναζήτηση
4. Το κουμπί για την προβολή του ιστορικού αναζητήσεων
5. Το dropdown menu για τα πεδία αναζήτησης
6. Το dropdown menu για την ταξινόμηση των αποτελεσμάτων αναζήτησης
7. Τα κουμπιά για την μεταβίβαση στην επόμενη και την προηγούμενη σελίδα αποτελεσμάτων



Στιγμιότυπο από την αρχική καρτέλα

Με την εισαγωγή του ερωτήματος και των εκτέλεση αναζήτησης τα αποτελέσματα εμφανίζονται κάτω από την μπάρα αναζήτησης, αρχικά ταξινομημένα με βάση το *relevance*, δηλαδή με φθίνουσα σειρά ως προς το *score*. Τα αποτελέσματα εμφανίζονται στη σελίδα ανά 10. Ο χρήστης μπορεί να προχωρήσει στην επόμενη ή την προηγούμενη 10αδα αποτελεσμάτων με τα κουμπιά **Next** και **Previous** αντίστοιχα στο τέλος της σελίδας. Επίσης μπορεί να ταξινομήσει τα αποτελέσματα με χρονολογική σειρά, ως προς την παλαιότητα ή την νεότητα.

Search X



all

relevance

Trendyl

History

MiME: Multilevel Medical Embedding of Electronic Health Records for Predictive Healthcare

2018

By: Glenn Fung, and 12 more

ai :Predicting clinical events via recurrent neural networks. In MLHC, 2016.

[11 -based attention model for **healthcare** representation learning. In SIGKDD, 2017 :
Diagnosis prediction in **healthcare** via attention-based bidirectional recurrent **Healthcare**

EdwardChoi+

Google Brain

edwardchoi@google.com

Cao Xiao

IBM

healthcare tasks using electronic health records (EHR) data, but these models

Ask not what AI can do, but what AI should do: Towards a framework of task delegability

2019

By: James Keeler, and 12 more

preference for full **AI**

controland a strong preference for **machine- in -the-loop**designs **AI** research community rather than dictating any direction in technology to **AI** ,and in what way? To answer this question, we need to at least consider tackled function allocation in 1951 [13, 36, 38]. The goal of **AI** research has also question of what **AI** should do remains understudied in **AI research**.

In this work

Previous 1 Next

Στιγμιότυπο μετά από αναζήτηση

Για την παρουσίαση του κάθε αποτελέσματος στον χρήστη το κάθε search result περιέχει τα εξής πεδία:

- Τον τίτλο του άρθρου με έντονο μπλε χρώμα και μεγάλη γραμματοσειρά
- Το έτος δημοσίευσης του άρθρου
- Το όνομα του πρώτου συγγραφέα, και αν υπάρχουν περισσότεροι, το πλήθος των υπολοίπων
- Το top fragment, δηλαδή το fragment που υπολόγισε η Lucene ως πιο συναφές, καθώς και τις συναφείς λέξεις κλειδιά με bold γραμματοσειρά

Όταν ο χρήστης επιλέξει ένα από τα αποτελέσματα αυτό φορτώνεται σε μια νέα καρτέλα χωρίς να κλείσει η καρτέλα αναζήτησης ή κάποια από τις υπόλοιπες. Εκεί παρουσιάζονται όλα τα πεδία του άρθρου με λεπτομέρεια. Ο χρήστης μπορεί να έχει ενεργές πολλές διαφορετικές καρτέλες.

Astro!

Search

MIME: Multilevel Medical Embedding of Electronic Health Records for Predictive Healthcare

Why Is My Classifier Discriminatory? X

Why Is My Classifier Discriminatory?

Published: 2018

Authors:
Guy Mayraz,
Geoffrey Hinton,
Dinesh Jayaraman, UT Austin
Kristen Grauman, UT Austin
Qi Lou, UCI
Rina Dechter, UCI
Alexander Ihler, UC Irvine
Irene Chen, MIT
Fredrik Johansson, MIT
David Sontag, MIT

Why Is My Classifier Discriminatory?

Irene Y. Chen

MIT

isichen@mit.edu

Στιγμιότυπο από φόρτωση αποτελέσματος σε νέα καρτέλα