

Review



מגזין מכון תנובה למחקר

גיליון 53 ינואר 2018

**מהפכת ה-DATA
ברפואה**

ד"ר מיכל חמו לוטם

**שיטות מחקר
בתחום הבריאות**

ד"ר עפרה קלטר ליבוביץ'

**Big Data - המהפכה
שתשנה את הדרך בה אנו
חיים, עובדים וחושבים**

ד"ר אייל בנימין

**השימוש בביג דאטה
בשירות הרפואה**

פרופ' גדעון קורן,

מאיה עדולמי

ופרופ' ורדה שלו

מיקרוביום - ביג דאטה,

אתגר ענק, פוטנציאל עצום

מיה אלחלל



תוכן העניינים

DATA- 3

8

- Big Data 12

16

20

23

Review
מגזין מכון תנובה למחקר



4710001

,33.

מהפכת ה-DATA ברפואה

מ.ד. | ייעוץ רפואי

מהפכת הדאטה (DATA) והבינה המלאכותית משנה את כמויות ומקורות המידע (רק 10% יגיע מהמקורות הרפואיים); הופכת גם את המטופלים ליוצרי נתונים, ויוצרת מציאות בה המידע והבעלות עליו מפוצלים בין תאגידים, מערכות הבריאות והפרט הבינה המלאכותית נכנסת לסייע באינספור חזיתות, ושלל אתגרים ואופקים נפתחים.

מקורות המידע

מקורות המידע הרפואיים מסתבכים עם מקורות הנתונים החדשים, כגון מכשירי ניידים, שעונים חכמים, ומכשירי ניידים, המציעים מידע רב על אודות הבריאות והתנהלות החיים.

מקורות המידע הרפואיים מסתבכים עם מקורות הנתונים החדשים, כגון מכשירי ניידים, שעונים חכמים, ומכשירי ניידים, המציעים מידע רב על אודות הבריאות והתנהלות החיים.

מקורות המידע הרפואיים מסתבכים עם מקורות הנתונים החדשים, כגון מכשירי ניידים, שעונים חכמים, ומכשירי ניידים, המציעים מידע רב על אודות הבריאות והתנהלות החיים.

המהפכה התעשייתית הרביעית

המהפכה התעשייתית הרביעית מביאה עימה שינויים מהותיים במשק העולמי, הכוללים מעבר מכלכלה תלויה בעבודה לכלכלה תלויה בידע ובטכנולוגיה.

המהפכה התעשייתית הרביעית מביאה עימה שינויים מהותיים במשק העולמי, הכוללים מעבר מכלכלה תלויה בעבודה לכלכלה תלויה בידע ובטכנולוגיה.

המהפכה התעשייתית הרביעית מביאה עימה שינויים מהותיים במשק העולמי, הכוללים מעבר מכלכלה תלויה בעבודה לכלכלה תלויה בידע ובטכנולוגיה.

שיטות מחקר בתחום הבריאות

© 2018, כל הזכויות שמורות.

מחקרים הנשענים על שיטות מחקר תקפות מגדילים את הסיכוי שתוצאותיהם תהיינה בעלות ערך לצורך קבלת החלטות הנוגעות למניעה, טיפול, לשיקום, או לארגון שירותי בריאות.
יש חשיבות גדולה להכיר את היתרונות והחסרונות של מקורות המידע ומערכי המחקר השונים, ולבחור באלה שיתאימו באופן המיטבי למתן מענה על שאלות המחקר, וניתן יהיה ליישם במסגרת המשאבים העומדים לרשות החוקר.

מחקרים הנשענים על שיטות מחקר תקפות מגדילים את הסיכוי שתוצאותיהם תהיינה בעלות ערך לצורך קבלת החלטות הנוגעות למניעה, טיפול, לשיקום, או לארגון שירותי בריאות. יש חשיבות גדולה להכיר את היתרונות והחסרונות של מקורות המידע ומערכי המחקר השונים, ולבחור באלה שיתאימו באופן המיטבי למתן מענה על שאלות המחקר, וניתן יהיה ליישם במסגרת המשאבים העומדים לרשות החוקר.

מחקרים כמותיים

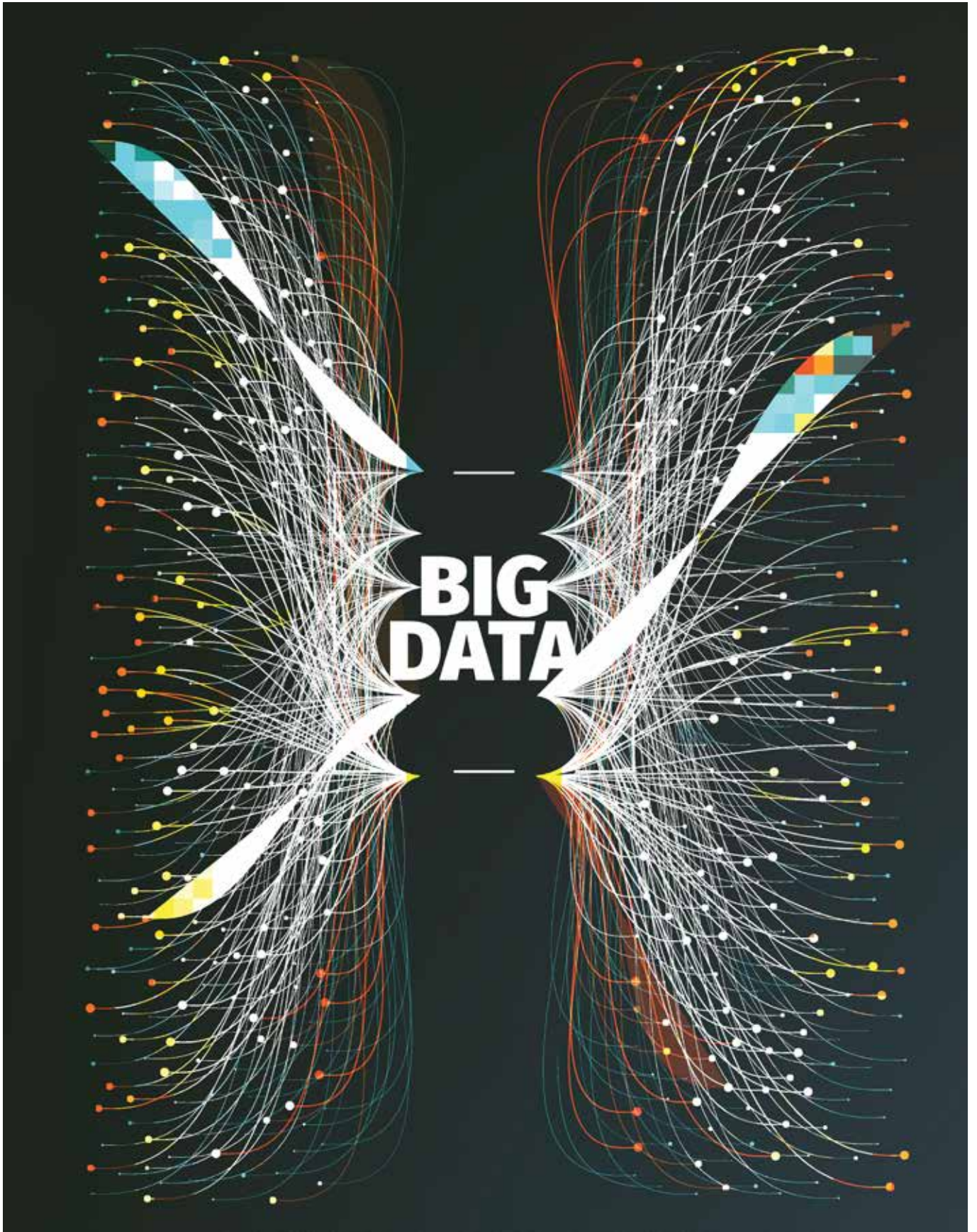
מחקרים כמותיים משתמשים בשיטות מחקר המיועדות למדידת תופעות, לזיהוי קשרים, ולבחינת השערות. שיטות אלו כוללות ניסויים, מחקרי קבוצה, מחקרי קושי, ומחקרי סקר. תוצאות המחקר מוצגות בצורה כמותית, כגון אחוזים, נקודות, או טבלאות.

מחקרים כמותיים משתמשים בשיטות מחקר המיועדות למדידת תופעות, לזיהוי קשרים, ולבחינת השערות. שיטות אלו כוללות ניסויים, מחקרי קבוצה, מחקרי קושי, ומחקרי סקר. תוצאות המחקר מוצגות בצורה כמותית, כגון אחוזים, נקודות, או טבלאות.

מחקרים איכותניים

מחקרים איכותניים משתמשים בשיטות מחקר המיועדות להבנת תופעות, לזיהוי קשרים, ולבחינת השערות. שיטות אלו כוללות ראיונות, קבוצות מיקוד, ומחקרי מקרה. תוצאות המחקר מוצגות בצורה איכותנית, כגון תיאורים, דיווחים, או סיפורים.







25S2-TMYSO BSZ-|-Yi Se Yi-+0p a2 500± TM2 Sa- 22
"2)E' | TMMa- TM± °e S2-03 a-±0p dEi Yi a- 2 | TM
TM- fM ± Yi-OS Yi ± S | ± ± Y ± ± 2 | Big Data a- | | OS |
TM | | 2. ° a Coa2 | TM fCtk Ieken Xpygmki gpeg o CKL P | 2 S. a |
jS } Z S Y a e a- | | soe- ff j ± S. -S a 2. a- Y TM. - TM | TM
fdcej kpg "Ngctpkpi" o ONL fM S E | TM | | f j a S S / S - 2 ° S. S
° ± j | 2 S E 2 ° OS- | TM. ° ± ° Z S E | 2 S TM2 TM2 2 Coa2 | TM
"2 S S 2 S OS S flngctckaput " S) Oe Z S ± TM ± TM OS ° .
- a Y OS Z a ± 2 TM2 S ± | - f E Y Oe S- | S Y | | | Yi soe TM | ±
Yi oe - ° S- | Y S ± | a- | S Z S ° a 2 S- | C- S ± S TM S oe a
Big 2 S e a | - ML SCK | | S ± j ± ± ° @ " ± ce 2. S TM Y OS -
"f10L Y soe fE- Y a | E 2 S ± - ce S- S- 2 - TM a- | @ Y S ± j Data
± j | | OS S E. S M L SCK | - ± S j ± a 2 S E S TM2 S | S TM2 oe
"Y S OS - | | - TM Y ° S S S . | - TM C E a L TM2 S S- | | TM S a-

"SOF. TM2 S e a | ° a OS ± a- | TM2. Yi ° | «S. TM C a |
jS - ± | a S OF. TM2 S e a | a S C. ° OS a- | TM Y TM Yi ° - |
Yi ° - | - Y OS "S a | S S | S TM «S. TM C a | TM2 Z a- | ± ° S S |
Yi | | S fM 2 - | - Yi ° | TM Y ± ° L Yi OS | Y TM2 S S | TM Y TM
S Z | ° Y ± - Yi ° | TM S - | 2 | | - C S O ± j f S f oe S S E | L
«S. TM C a | TM C oe TM a @ . ° a | E a TM a- | TM2. Z S | -
TM | Y a ° C. ± a- | TM ± TM OS Y. S TM a TM a Y ° S ± ± j
a TM Y a e TM Y TM. @ | - f a- | TM S Y | | | TM TM C oe TM S | S j
Big! TM2 E a | | ± ° TM a TM S O TM ° TM | | - TM2 S S E a TM | OS
- S a - OS ± 2 | S O - TM a TM Y OS S E Z | . S | | S ± j | Data
«S. 2 E a | S e ° j | S S S - E ° a S TM 2 Y a e S Y ° Y .
OS - 2 S 2 - C S 2 S soe 2 S e - TM2 S e a | | E E a S TM | TM
° 2 S j Y . «S. C a | - 2 ° TM S S E Z | | TM

מדוע זה טוב?

- S e ° ± . 2 S 2 S | ± | 2 S) ce TM E S ± j Big Data 2 S e a | a
"S M C o a 2 TM a
OS ° a Y ° S TM Y S | TM TM | a C o a 2 S ± | | . TM TM | TM S . ° TM
2 S - @ f Relational Database 2 S C o a 2 S e a | S - " 2 E a | TM
2 S a S O | Big Data 2 S e a | Z . ° | a S j Y | ° S - a- | | TM2. a- a
2. - | S TM ° - " a S - S M a a | + TM Y | ° S - a- | | TM2. S O F. a
S S a e S Z | | 2 a TM a | | TM. S O F 2 . ± . ° | 2 S - @ C S O TM
" ± ce S O | a- | | S | TM Y S | TM C | TM | | E 2 . S e a a
° . TM2 S S a TM TM | a S Z | S TM Y | ± S S O - 2 S ± | | TM @ a
" 2 S e - TM2 S S @ | a- TM OS j - 2 | C o a 2 S ± | | 2 - Y @ Z E |
oe a- | | f 2 ± ° - TM - S TM2 S f TM ° . Z S o e TM2 soe 2 TM Y a
TM S S O S TM - S TM - | C Y Oe - | TM2 TM 2 S a - TM | a-
2 S E - Y S f E Z S TM TM | 2 E 2 S ± | - 2 S a - TM a S OS f ± a
"f11 E f Collaboration L Y Y | S - ± a « 2 S ± | OS j - a
f f S a - ° # Scalability 2 S - ° | S 2 S | OS ° . | TM2 - OS TM | soe
ce a Big Data 2 S e a | ± 2 Y ° TM | TM2 OS TM 2 E a | TM
Y a S O - 2 | ° TM2 S | TM | ± 2 S ± ° | ° S | OS j | # S O e -
° ± . 2 S C ° a 2 S e a | a- S | - 2 > Z S | a TM2 S | O p 2 a - TM Y a

S S - " S a a «S. TM S - | 2 S M Y | | - ± . S TM a | | TM S O e
j ° - C Z | | S O Y | ° ± S Big Data | ± S | ± a- | | S O F. | a - Y
2 | | S ± S E | " a | | ± ° 2 S « S f10 15 bit L Y Y | - TM Y - ± a S -
TM | | TM2 S | TM S Z S | | Z S | | a TM ± ce S O a 2 TM2 ± ° S S O F. TM
2 S e - ce S ± - ± OS j - a TM a S M Big Data! TM2 soe 2 TM a - | | a
Distributed Storage L 2 ° S | TM C o e | | C | S E a - | | TM S O F. a
2 S Y ± Z | S E Y S ° # | 2 ° ± a TM C o e TM a S O - Y | ± - | TM f L
Document L Y | E | | S E | Y | ° a - a | S Z L 2 S e ce S - a
Semit 2 | a e TM S a | | S O e Y | ° ± - | TM2 O r i e n t e d Database
" f S t r u c t u r e d Database
- | S | S j o e 2 S E | 2 S S 2 | 2 ± a- a S | Big Data a- | | OS j
S Y | ± - | a 2 S - S 2 - TM S # S Z M a S ± ± - TM a f f
a S ± 2 S ± - 2 | TM Z S - OS 2 S S 2 | 2 ± " Y i S E Y Y | °
S S Z S S - | 2 2 - 2 S 2 a | ± | 2 S - 2 ° 2 . a 2 S TM S | TM2 Z - | TM
Z - | - 2 S S - 2 2 TM OS S - Y i - 2 S ± | Y | E | ° 2 . a 2 S E TM
2 S S E - ° S | S 2 S TM f L Y Y - TM S - 2 S S ± ± | ± E Y -
TM S S S Y - - S - a | 2 OS a - a | ± - S a 2 S | TM S a - | | TM
° 2 . a OS TM C - TM Z | - C Y a S O - a TM | - @ S Y S TM2 | | | TM
2 S @ - TM a - S 2 - | TM2 a S | TM - S | a TM2 2 ± 2 " S @ ± E
TM S - TM TM | TM Y - | ± 0 p ± f Cluster L - | | - a ° S | - S - a
2 S O - | a TM2 S ± . MapReduce 2 S S E Y - ± S | ± | Y S E
a | 2 ± | E " 2 S @ | a- S S - TM - ce TM2 . 2 ± | ± | S Z L a S -
± TM ° a TM a TM S | | Y - ± | ± | 2 - E S MapReduce Z | ± |

TM2 S e a | ° a OS ± a- | TM2. Yi ° | «S. TM C a |
jS - ± | a S OF. TM2 S e a | a S C. ° OS a- | TM Y TM Yi ° - |
Yi ° - | - Y OS "S a | S S | S TM «S. TM C a | TM2 Z a- | ± ° S S |
Yi | | S fM 2 - | - Yi ° | TM Y ± ° L Yi OS | Y TM2 S S | TM Y TM
S Z | ° Y ± - Yi ° | TM S - | 2 | | - C S O ± j f S f oe S S E | L
«S. TM C a | TM C oe TM a @ . ° a | E a TM a- | TM2. Z S | -
TM | Y a ° C. ± a- | TM ± TM OS Y. S TM a TM a Y ° S ± ± j
a TM Y a e TM Y TM. @ | - f a- | TM S Y | | | TM TM C oe TM S | S j
Big! TM2 E a | | ± ° TM a TM S O TM ° TM | | - TM2 S S E a TM | OS
- S a - OS ± 2 | S O - TM a TM Y OS S E Z | . S | | S ± j | Data
«S. 2 E a | S e ° j | S S S - E ° a S TM 2 Y a e S Y ° Y .
OS - 2 S 2 - C S 2 S soe 2 S e - TM2 S e a | | E E a S TM | TM
° 2 S j Y . «S. C a | - 2 ° TM S S E Z | | TM

השימוש בביג דאטה בשירות הרפואה

שירותי רפואה מותאמים באמצעות ניתוח נתונים

השנים האחרונות מתאפיינות בפיתוחן של שיטות מחשוב, שמסוגלות לנתח כמויות נתונים ענקיות (Big Data), ולהבחין בגילויים רפואיים ומדעיים שלא התגלו בניתוחי נתונים קלאסיים עד היום. ה"ביג דאטה" ולמידת המכונה עתידים לשנות את עולם הרפואה מן היסוד, ולהביא לפריצות מדעיות בכל הנוגע לפיתוח רפואה מותאמת אישית, גילוי מוקדם, דיוק מוגבר באבחנות ומניעת מחלות. אלו יתאפשרו על בסיס אלגוריתמים סטטיסטיים מתוחכמים המסוגלים "ללמוד" כמויות אדירות וסוגים שונים של נתונים (כגון שדות מובנים, טקסט חופשי, תמונה וקול) ולהסיק מסקנות מדויקות, במהירות ולעתים ללא הקשר ידוע מראש. העושר העצום של מאגרי המידע הרפואיים הדיגיטליים בישראל, בשילוב עם חוקרים וחברות העוסקים בפיתוח אלגוריתמים מורכבים, מעמידים את ישראל בחזית המחקר העולמית של ביג דאטה.

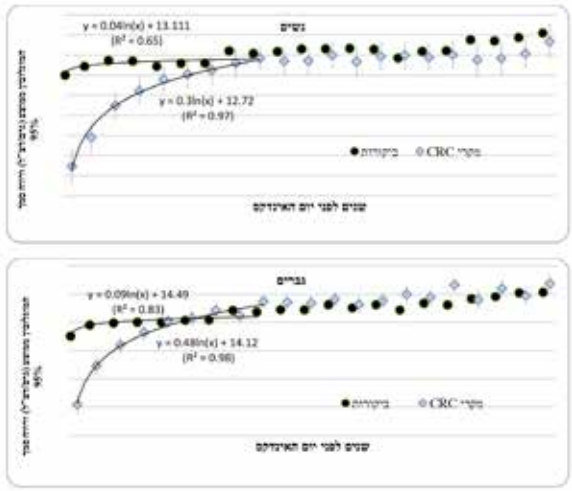
Machine Learning, Big Data ומה שביניהם

Volume
Exabyte
Gigabytes
Variety
structured data
PDF
Veracity
Velocity
90%

2018
מגזין מכון תנובה למחקר - גיליון מס' 53, ינואר 2018



10



נתוני עתק בעולם העסקי

הנתונים מראים את הקשר בין מחיר המכירה לבין מחיר המטרה. המודלים המוצגים הם:

- מודל 1: $y = 0.049(x) + 13.111$ ($R^2 = 0.65$)
- מודל 2: $y = 0.31(x) + 12.72$ ($R^2 = 0.97$)
- מודל 3: $y = 0.09(x) + 14.49$ ($R^2 = 0.83$)
- מודל 4: $y = 0.48(x) + 14.12$ ($R^2 = 0.96$)

ניתן לראות כי המודלים עם R^2 גבוהים יותר (0.97 ו-0.96) מתארים קשר חזק יותר בין המשתנים.

הנתונים מראים את הקשר בין מחיר המכירה לבין מחיר המטרה. המודלים המוצגים הם:

- מודל 1: $y = 0.049(x) + 13.111$ ($R^2 = 0.65$)
- מודל 2: $y = 0.31(x) + 12.72$ ($R^2 = 0.97$)
- מודל 3: $y = 0.09(x) + 14.49$ ($R^2 = 0.83$)
- מודל 4: $y = 0.48(x) + 14.12$ ($R^2 = 0.96$)

ניתן לראות כי המודלים עם R^2 גבוהים יותר (0.97 ו-0.96) מתארים קשר חזק יותר בין המשתנים.

Machine Learning

Machine Learning הוא תחום המאפשר למחשב ללמוד מנתונים ולבצע משימות מבלי להיות מודרך במפורש. ישנן שלושה סוגים עיקריים של Machine Learning:

- Supervised Learning:** לומד מנתונים מסומנים מראש. דוגמאות: סיווג, רגרסיה.
- Unsupervised Learning:** לומד מנתונים ללא סימון מראש. דוגמאות: קלסטרינג, PCA.
- Reinforcement Learning:** לומד על ידי ניסוי וטעייה. דוגמאות: שחמט, רובוטים.

(Deep Learning)

Deep Learning הוא תת-תחום של Machine Learning המשתמש במודלים עמוקים (Deep Neural Networks). הוא מצליח במשימות מורכבות כגון:

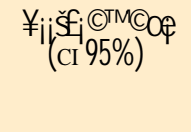
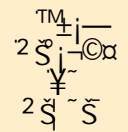

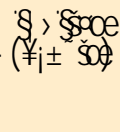
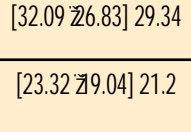
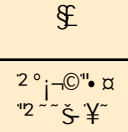
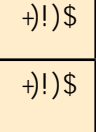
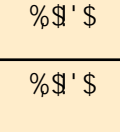
- זיהוי פנים (Face Recognition)
- תרגום אוטומטי (Machine Translation)
- זיהוי דיבור (Speech Recognition)
- סיווג תמונות (Image Classification)

המודלים האלו מסוגלים ללמוד תבניות מורכבות בנתונים באופן אוטומטי.



1

neural networks, 7.6%, Black Box, IBM Watson, Lineberger Comprehensive Cancer Center, random forest, logistic regression, gradient boosting, neural networks

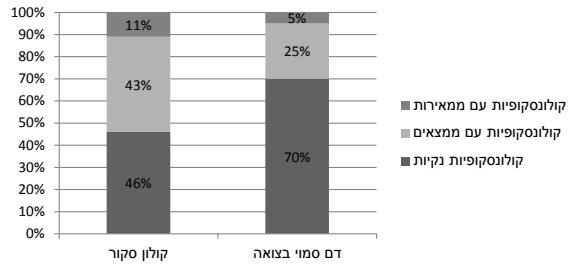
| | | | |
|--|---|---|--|
| <p>  (CI 95%) </p> | <p>  29.34 </p> | <p>  (+!)\$ </p> | <p>  %\$' \$ </p> |
| <p>  [32.09 26.83] </p> | <p>  21.2 </p> | <p>  (+!)\$ </p> | <p>  %\$' \$ </p> |

תוני עתק בעולם הרפואה

Decision support systems, IBM Watson, random forest, logistic regression, gradient boosting, neural networks

29.34
 (+!)\$
 %\$' \$
 21.2
 (+!)\$
 %\$' \$

(13) (1) «...»
 2016...
 2017...
 2018...



2018...
 2019...

ביג דאטה במכבי - אלגוריתם לאבחון מוקדם של סרטן המעי הגס

2018...
 2019...

סיכום

סיכום...
 2018...

2018...
 2019...



2012
 American Gut Project
 citizen science
 Mycobacterium

American Gut Project
 citizen science
 Mycobacterium

2012
 American Gut Project
 citizen science
 Mycobacterium

מיקרוביום, ביג DATA ואפידמיולוגיה

Mycobacterium
 citizen science
 American Gut Project

Mycobacterium
 citizen science
 American Gut Project

חנה, בת 50. בשנתיים האחרונות, מאז הפסקת המחזור החודשי החלה לסבול מעצירות כרונית. כל הבדיקות שלה - תקינות. היא ניסתה את כל המשלשלים הקיימים בשוק ללא הועיל. לאחר ביקור אצל רופא גסטרו שהעלה אפשרות לתסמונת המעי הרגיז/ש - IBS, היא קראה ואספה מהאינטרנט מידע רב אודות הפרעה. הסימפטומים שהיא סובלת מהם: יציאה קשה אחת לשבוע לערך, גזים ונפיחות ביום-יומיים לפני ההתרוקנות בלבד. אין שינויים ביציאות, לא נצפה קשר למצבי לחץ או מתח יוצאי דופן, ואין סימפטומים נוספים המצדיקים את האבחון הסופי של IBS. למרות זאת, חנה נאחזת בהצעה זו ומגיעה אליי עם בקשה מפורשת: עזרי לי ליישם את הדיאטה דלת FODMAP.

דיאטה דלת FODMAP היא הדיאטה הנחקרת ביותר בתחום של תסמונת המעי הרגיז. יחד עם זאת, זוהי דיאטה לא קלה ליישום, ולא מומלצת לאורך זמן. מחסור במגוון רחב של מזונות, ביניהם פירות וירקות רבים, דגנים וקטניות, יכול ליצור חסרים תזונתיים, ולפגוע במצבו התזונתי התקין של המטופל. לאחר שסברתי שיש לשים דגש על אלמנטים אחרים בטיפול התזונתי של חנה, ניסיתי להניע אותה מרצונה לדבוק בדיאטה דלת FODMAP, ובמקומה הצעתי לה תפריט עשיר בסיבים תזונתיים, מים, המלצתי על פעילות גופנית, שמפעילה את השרירים של הבטן ופלג הגוף התחתון, וכן תרגול של דמיון מודרך. חנה התעקשה שיש לה IBS. היא הציגה שיחות מפורומים אינטרנטיים, שלפה דפים מודפסים עם מחקרים אודות יעילותה של דיאטה דלת FODMAP לתסמונת המעי הרגיז, וביקשה ממני להרכיב לה תפריט קבוע לפי גישה זו.

כיצד אוכל לשכנעה לנקוט באסטרטגיה תזונתית וטיפולית המתאימה לה יותר ממה שמשכנע אותה יותר בקריאה מהאינטרנט?

| שאלה | תשובה |
|-----------------------------------|---|
| 1. מהי הבעיה העיקרית של חנה? | מעצירות כרונית מאז הפסקת המחזור החודשי. |
| 2. מהם הסימפטומים שהיא סובלת מהם? | יציאה קשה אחת לשבוע לערך, גזים ונפיחות ביום-יומיים לפני ההתרוקנות בלבד. |
| 3. מהו האבחון הסופי של הרופא? | תסמונת המעי הרגיז/ש - IBS. |
| 4. מהו המטרה העיקרית של הטיפול? | לשכנעה לנקוט באסטרטגיה תזונתית וטיפולית המתאימה לה יותר ממה שמשכנע אותה יותר בקריאה מהאינטרנט. |
| 5. מהן האפשרויות לטיפול? | דיאטה דלת FODMAP, דיאטה עשירה בסיבים תזונתיים, פעילות גופנית, שמפעילה את השרירים של הבטן ופלג הגוף התחתון, וכן תרגול של דמיון מודרך. |
| 6. מהו הטיפול המומלץ? | דיאטה עשירה בסיבים תזונתיים, מים, המלצתי על פעילות גופנית, שמפעילה את השרירים של הבטן ופלג הגוף התחתון, וכן תרגול של דמיון מודרך. |
| 7. מהן הסיבות להחלטת הטיפול? | היא התעקשה שיש לה IBS. היא הציגה שיחות מפורומים אינטרנטיים, שלפה דפים מודפסים עם מחקרים אודות יעילותה של דיאטה דלת FODMAP לתסמונת המעי הרגיז, וביקשה ממני להרכיב לה תפריט קבוע לפי גישה זו. |
| 8. מהן הסיבות להחלטת הטיפול? | היא התעקשה שיש לה IBS. היא הציגה שיחות מפורומים אינטרנטיים, שלפה דפים מודפסים עם מחקרים אודות יעילותה של דיאטה דלת FODMAP לתסמונת המעי הרגיז, וביקשה ממני להרכיב לה תפריט קבוע לפי גישה זו. |
| 9. מהן הסיבות להחלטת הטיפול? | היא התעקשה שיש לה IBS. היא הציגה שיחות מפורומים אינטרנטיים, שלפה דפים מודפסים עם מחקרים אודות יעילותה של דיאטה דלת FODMAP לתסמונת המעי הרגיז, וביקשה ממני להרכיב לה תפריט קבוע לפי גישה זו. |
| 10. מהן הסיבות להחלטת הטיפול? | היא התעקשה שיש לה IBS. היא הציגה שיחות מפורומים אינטרנטיים, שלפה דפים מודפסים עם מחקרים אודות יעילותה של דיאטה דלת FODMAP לתסמונת המעי הרגיז, וביקשה ממני להרכיב לה תפריט קבוע לפי גישה זו. |



