

Apprentissage automatique et raisonnement causal

Au-delà des corrélations

Alexandre Drouin
Research Lead, ServiceNow

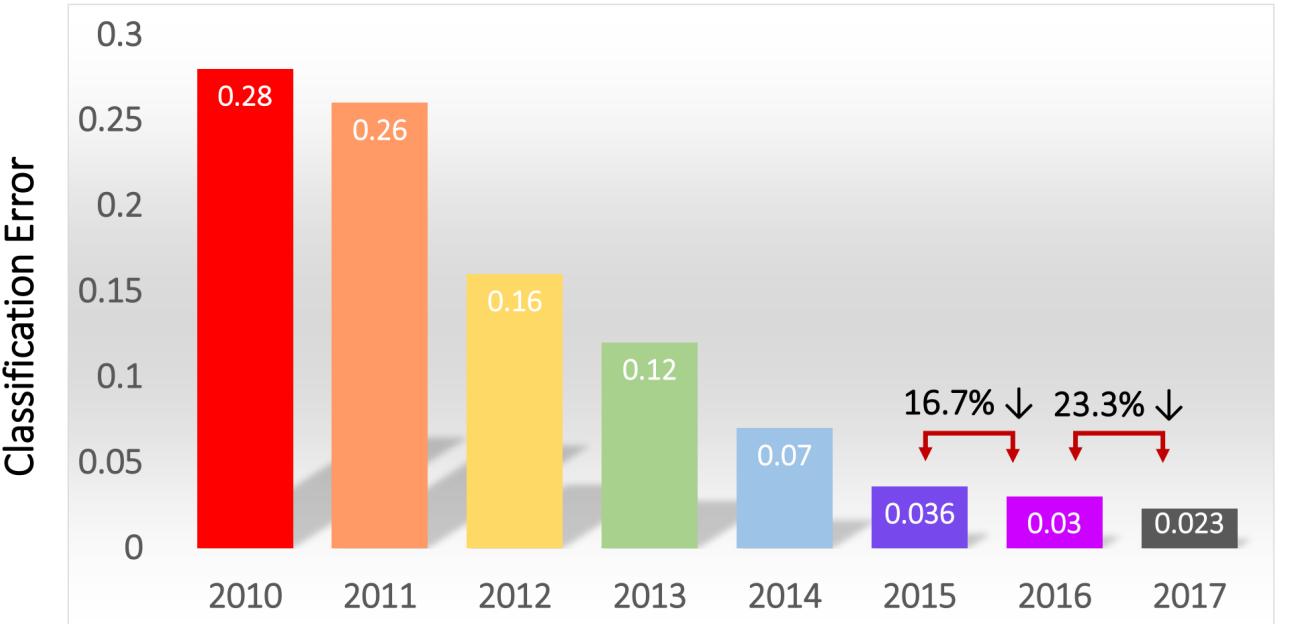
**Semaine
numériQC**
27 mars, 2023

L'IA a récemment fait des progrès époustouflants

De la perception, nous sommes passés au raisonnement



Les modèles sont devenus experts dans certaines tâches visuelles



Source: http://image-net.org/challenges/talks_2017/ILSVRC2017_overview.pdf

La compétition ImageNet originale a été discontinued



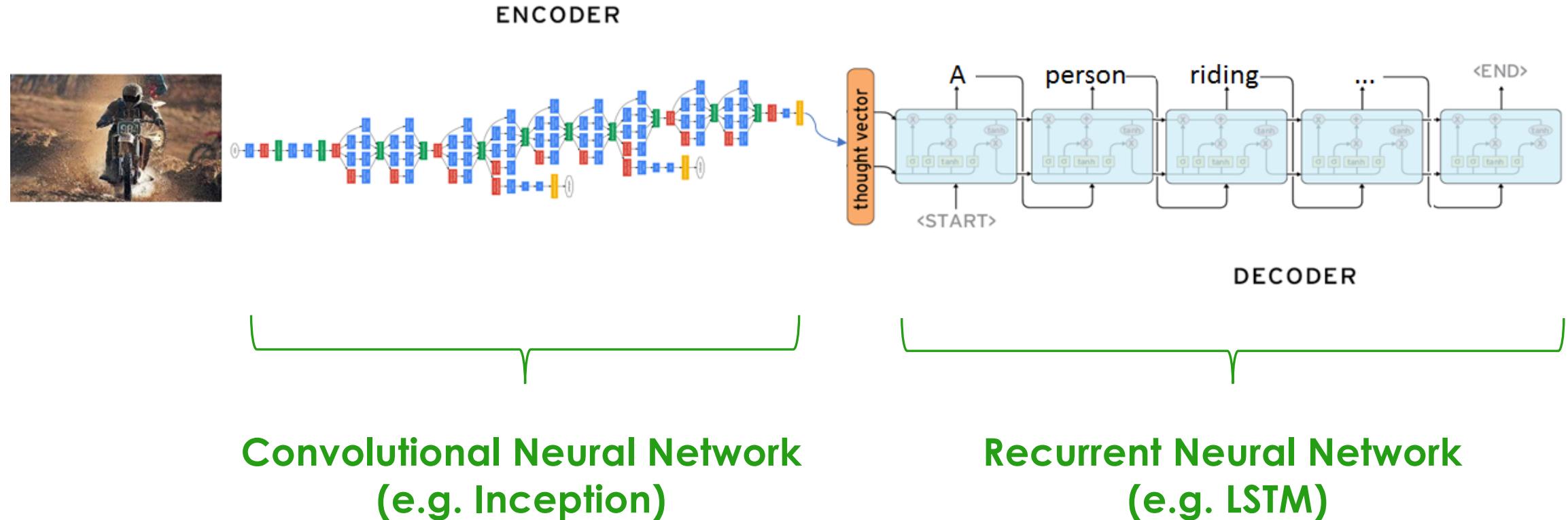
Modélisation de distributions en très haute dimension



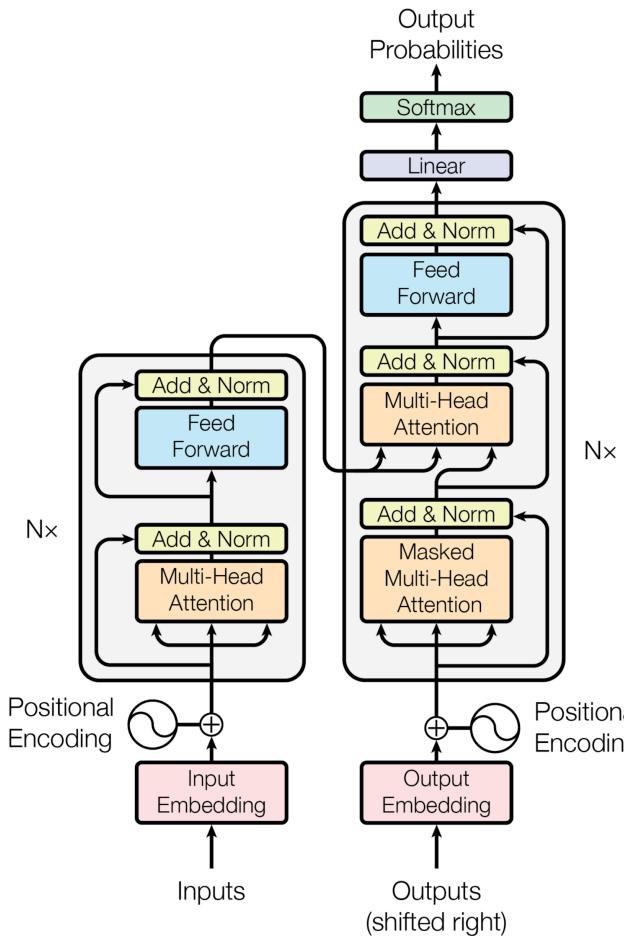
Source: <https://arxiv.org/abs/1906.00446> (VQ-VAE 2)

Les réseaux de neurones profonds

ont joué un rôle majeur dans ces avancées



Les modèles *Transformer* sont à l'origine de plusieurs avancées récentes



Attention Is All You Need

Ashish Vaswani*
Google Brain
avaswani@google.com

Noam Shazeer*
Google Brain
noam@google.com

Niki Parmar*
Google Research
nikip@google.com

Jakob Uszkoreit*
Google Research
usz@google.com

Llion Jones*
Google Research
llion@google.com

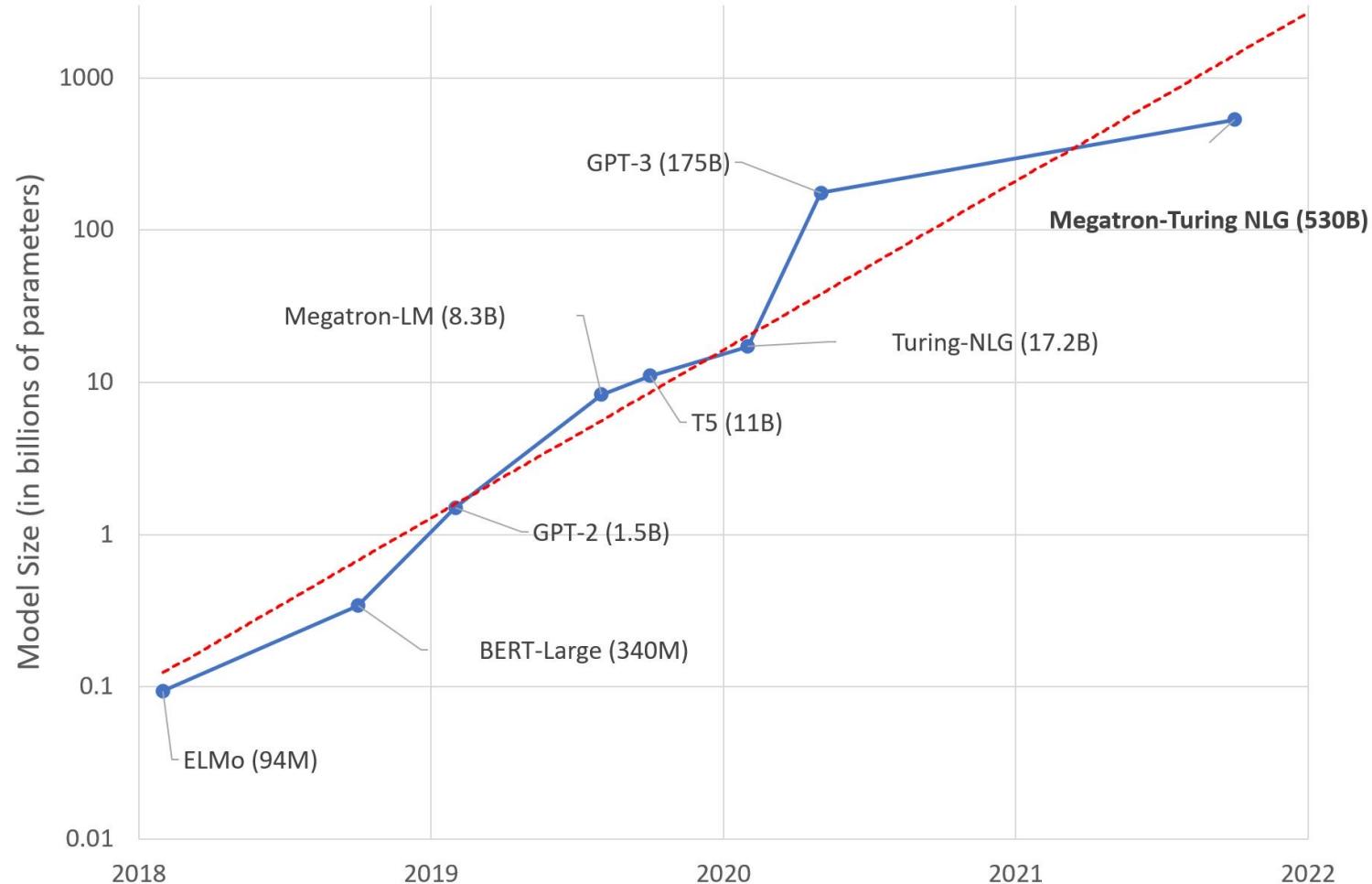
Aidan N. Gomez* †
University of Toronto
aidan@cs.toronto.edu

Łukasz Kaiser*
Google Brain
lukaszkaiser@google.com

Illia Polosukhin* ‡
illia.polosukhin@gmail.com

La puissance de ces modèles ne cesse d'augmenter

Des habiletés de raisonnement surprenantes émergent



On peut maintenant générer du texte réaliste

Québec, le 27 mars 2023 Le maire de la ville de Québec, Bruno Marchand, a dévoilé aujourd'hui un ambitieux projet de mobilité durable basé sur la téléportation. Ce projet, qui pourrait être mis en place d'ici 2025, vise à réduire considérablement les émissions de gaz à effet de serre et à améliorer la qualité de vie des citoyens.

Selon le maire Marchand, la téléportation représente l'avenir de la mobilité urbaine. Ce moyen de transport innovant permettrait de réduire la congestion routière, de diminuer la dépendance aux énergies fossiles et de favoriser un mode de vie plus écologique.

Le projet prévoit la construction de stations de téléportation réparties à travers la ville, offrant un accès facile et rapide aux usagers. Les déplacements se feraient instantanément, réduisant ainsi les temps de trajet et les émissions polluantes.

Les investissements nécessaires au développement de cette technologie seront répartis entre la ville de Québec, le gouvernement provincial et des partenaires privés. Le maire Marchand espère que ce projet novateur permettra de positionner la ville de Québec comme un leader mondial en matière de mobilité durable et d'innovation technologique.

Généré avec GPT-4

... traduire du texte en images

Input

An astronaut riding a horse in photorealistic style.



... générer du code

GitHub Copilot – Open AI Codex



```
send_tweet.py

10 def send_tweet_with_image(message, image):
11     """Send a tweet with an image attached"""
12     # Twitter authentication
13     auth = tweepy.OAuthHandler(CONSUMER_KEY, CONSUMER_SECRET)
14     auth.set_access_token(ACCESS_TOKEN, ACCESS_TOKEN_SECRET)
15     api = tweepy.API(auth)
16
17     # Send the tweet with the image
18     api.update_with_media(image, status=message)
19
20
21
22
3 def fetch_tweets_from_user():
4     # authentication
5     auth = tweepy.OAuthHandler(os.environ['TWITTER_CONSUMER_KEY'],
6                               os.environ['TWITTER_CONSUMER_SECRET'])
6     auth.set_access_token(os.environ['TWITTER_ACCESS_TOKEN'],
7                           os.environ['TWITTER_ACCESS_TOKEN_SECRET'])
8
9     # fetch tweets
10    tweets = api.user_timeline(count=200, include_rts=False)
11
12    return tweets
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104
105
106
107
108
109
110
111
112
113
114
115
116
117
118
119
120
121
122
123
124
125
126
127
128
129
130
131
132
133
134
135
136
137
138
139
140
141
142
143
144
145
146
147
148
149
150
151
152
153
154
155
156
157
158
159
160
161
162
163
164
165
166
167
168
169
170
171
172
173
174
175
176
177
178
179
180
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217
218
219
220
221
222
223
224
225
226
227
228
229
230
231
232
233
234
235
236
237
238
239
240
241
242
243
244
245
246
247
248
249
250
251
252
253
254
255
256
257
258
259
259
260
261
262
263
264
265
266
267
268
269
270
271
272
273
274
275
276
277
278
279
279
280
281
282
283
284
285
286
287
288
289
289
290
291
292
293
294
295
296
297
298
299
299
300
301
302
303
304
305
306
307
308
309
309
310
311
312
313
314
315
316
317
318
319
319
320
321
322
323
324
325
326
327
328
329
329
330
331
332
333
334
335
336
337
338
339
339
340
341
342
343
344
345
346
347
348
349
349
350
351
352
353
354
355
356
357
358
359
359
360
361
362
363
364
365
366
367
368
369
369
370
371
372
373
374
375
376
377
378
379
379
380
381
382
383
384
385
386
387
388
389
389
390
391
392
393
394
395
396
397
398
399
399
400
401
402
403
404
405
406
407
408
409
409
410
411
412
413
414
415
416
417
418
419
419
420
421
422
423
424
425
426
427
428
429
429
430
431
432
433
434
435
436
437
438
439
439
440
441
442
443
444
445
446
447
448
449
449
450
451
452
453
454
455
456
457
458
459
459
460
461
462
463
464
465
466
467
468
469
469
470
471
472
473
474
475
476
477
478
479
479
480
481
482
483
484
485
486
487
488
489
489
490
491
492
493
494
495
496
497
498
499
499
500
501
502
503
504
505
506
507
508
509
509
510
511
512
513
514
515
516
517
518
519
519
520
521
522
523
524
525
526
527
528
529
529
530
531
532
533
534
535
536
537
538
539
539
540
541
542
543
544
545
546
547
548
549
549
550
551
552
553
554
555
556
557
558
559
559
560
561
562
563
564
565
566
567
568
569
569
570
571
572
573
574
575
576
577
578
579
579
580
581
582
583
584
585
586
587
588
589
589
590
591
592
593
594
595
596
597
598
599
599
600
601
602
603
604
605
606
607
608
609
609
610
611
612
613
614
615
616
617
618
619
619
620
621
622
623
624
625
626
627
628
629
629
630
631
632
633
634
635
636
637
638
639
639
640
641
642
643
644
645
646
647
648
648
649
650
651
652
653
654
655
656
657
658
659
659
660
661
662
663
664
665
666
667
668
669
669
670
671
672
673
674
675
676
677
678
678
679
680
681
682
683
684
685
686
687
687
688
689
689
690
691
692
693
694
695
696
697
697
698
699
700
701
702
703
704
705
706
707
708
709
709
710
711
712
713
714
715
716
717
718
719
719
720
721
722
723
724
725
726
727
728
729
729
730
731
732
733
734
735
736
737
738
739
739
740
741
742
743
744
745
746
747
748
748
749
750
751
752
753
754
755
756
757
758
759
759
760
761
762
763
764
765
766
767
768
769
769
770
771
772
773
774
775
776
777
778
779
779
780
781
782
783
784
785
786
787
788
788
789
789
790
791
792
793
794
795
796
797
797
798
799
800
801
802
803
804
805
806
807
808
809
809
810
811
812
813
814
815
816
817
818
818
819
820
821
822
823
824
825
826
827
828
829
829
830
831
832
833
834
835
836
837
838
839
839
840
841
842
843
844
845
846
847
848
848
849
849
850
851
852
853
854
855
856
857
858
859
859
860
861
862
863
864
865
866
867
868
869
869
870
871
872
873
874
875
876
877
878
879
879
880
881
882
883
884
885
886
887
888
888
889
889
890
891
892
893
894
895
896
897
897
898
899
900
901
902
903
904
905
906
907
908
909
909
910
911
912
913
914
915
916
917
918
918
919
920
921
922
923
924
925
926
927
928
929
929
930
931
932
933
934
935
936
937
938
939
939
940
941
942
943
944
945
946
947
948
948
949
949
950
951
952
953
954
955
956
957
958
959
959
960
961
962
963
964
965
966
967
968
968
969
969
970
971
972
973
974
975
976
977
978
978
979
979
980
981
982
983
984
985
986
987
987
988
988
989
989
990
991
992
993
994
995
996
997
998
999
999
1000
1000
1001
1002
1003
1004
1005
1006
1007
1008
1009
1009
1010
1011
1012
1013
1014
1015
1016
1017
1017
1018
1019
1019
1020
1021
1022
1023
1024
1025
1026
1027
1027
1028
1029
1029
1030
1031
1032
1033
1034
1035
1036
1037
1037
1038
1039
1039
1040
1041
1042
1043
1044
1045
1046
1046
1047
1047
1048
1049
1049
1050
1051
1052
1053
1054
1055
1056
1057
1057
1058
1059
1059
1060
1061
1062
1063
1064
1065
1065
1066
1066
1067
1067
1068
1069
1069
1070
1071
1072
1073
1074
1075
1075
1076
1076
1077
1077
1078
1079
1079
1080
1081
1082
1083
1084
1085
1085
1086
1086
1087
1087
1088
1089
1089
1090
1091
1092
1093
1094
1094
1095
1095
1096
1096
1097
1097
1098
1099
1099
1100
1101
1102
1103
1104
1104
1105
1105
1106
1106
1107
1107
1108
1109
1109
1110
1111
1112
1113
1114
1114
1115
1115
1116
1116
1117
1117
1118
1118
1119
1119
1120
1120
1121
1121
1122
1122
1123
1123
1124
1124
1125
1125
1126
1126
1127
1127
1128
1128
1129
1129
1130
1130
1131
1131
1132
1132
1133
1133
1134
1134
1135
1135
1136
1136
1137
1137
1138
1138
1139
1139
1140
1140
1141
1141
1142
1142
1143
1143
1144
1144
1145
1145
1146
1146
1147
1147
1148
1148
1149
1149
1150
1150
1151
1151
1152
1152
1153
1153
1154
1154
1155
1155
1156
1156
1157
1157
1158
1158
1159
1159
1160
1160
1161
1161
1162
1162
1163
1163
1164
1164
1165
1165
1166
1166
1167
1167
1168
1168
1169
1169
1170
1170
1171
1171
1172
1172
1173
1173
1174
1174
1175
1175
1176
1176
1177
1177
1178
1178
1179
1179
1180
1180
1181
1181
1182
1182
1183
1183
1184
1184
1185
1185
1186
1186
1187
1187
1188
1188
1189
1189
1190
1190
1191
1191
1192
1192
1193
1193
1194
1194
1195
1195
1196
1196
1197
1197
1198
1198
1199
1199
1200
1200
1201
1201
1202
1202
1203
1203
1204
1204
1205
1205
1206
1206
1207
1207
1208
1208
1209
1209
1210
1210
1211
1211
1212
1212
1213
1213
1214
1214
1215
1215
1216
1216
1217
1217
1218
1218
1219
1219
1220
1220
1221
1221
1222
1222
1223
1223
1224
1224
1225
1225
1226
1226
1227
1227
1228
1228
1229
1229
1230
1230
1231
1231
1232
1232
1233
1233
1234
1234
1235
1235
1236
1236
1237
1237
1238
1238
1239
1239
1240
1240
1241
1241
1242
1242
1243
1243
1244
1244
1245
1245
1246
1246
1247
1247
1248
1248
1249
1249
1250
1250
1251
1251
1252
1252
1253
1253
1254
1254
1255
1255
1256
1256
1257
1257
1258
1258
1259
1259
1260
1260
1261
1261
1262
1262
1263
1263
1264
1264
1265
1265
1266
1266
1267
1267
1268
1268
1269
1269
1270
1270
1271
1271
1272
1272
1273
1273
1274
1274
1275
1275
1276
1276
1277
1277
1278
1278
1279
1279
1280
1280
1281
1281
1282
1282
1283
1283
1284
1284
1285
1285
1286
1286
1287
1287
1288
1288
1289
1289
1290
1290
1291
1291
1292
1292
1293
1293
1294
1294
1295
1295
1296
1296
1297
1297
1298
1298
1299
1299
1300
1300
1301
1301
1302
1302
1303
1303
1304
1304
1305
1305
1306
1306
1307
1307
1308
1308
1309
1309
1310
1310
1311
1311
1312
1312
1313
1313
1314
1314
1315
1315
1316
1316
1317
1317
1318
1318
1319
1319
1320
1320
1321
1321
1322
1322
1323
1323
1324
1324
1325
1325
1326
1326
1327
1327
1328
1328
1329
1329
1330
1330
1331
1331
1332
1332
1333
1333
1334
1334
1335
1335
1336
1336
1337
1337
1338
1338
1339
1339
1340
1340
1341
1341
1342
1342
1343
1343
1344
1344
1345
1345
1346
1346
1347
1347
1348
1348
1349
1349
1350
1350
1351
1351
1352
1352
1353
1353
1354
1354
1355
1355
1356
1356
1357
1357
1358
1358
1359
1359
1360
1360
1361
1361
1362
1362
1363
1363
1364
1364
1365
1365
1366
1366
1367
1367
1368
1368
1369
1369
1370
1370
1371
1371
1372
1372
1373
1373
1374
1374
1375
1375
1376
1376
1377
1377
1378
1378
1379
1379
1380
1380
1381
1381
1382
1382
1383
1383
1384
1384
1385
1385
1386
1386
1387
1387
1388
1388
1389
1389
1390
1390
1391
1391
1392
1392
1393
1393
1394
1394
1395
1395
1396
1396
1397
1397
1398
1398
1399
1399
1400
1400
1401
1401
1402
1402
1403
1403
1404
1404
1405
1405
1406
1406
1407
1407
1408
1408
1409
1409
1410
1410
1411
1411
1412
1412
1413
1413
1414
1414
1415
1415
1416
1416
1417
1417
1418
1418
1419
1419
1420
1420
1421
1421
1422
1422
1423
1423
1424
1424
1425
1425
1426
1426
1427
1427
1428
1428
1429
1429
1430
1430
1431
1431
1432
1432
1433
1433
1434
1434
1435
1435
1436
1436
1437
1437
1438
1438
1439
1439
1440
1440
1441
1441
1442
1442
1443
1443
1444
1444
1445
1445
1446
1446
1447
1447
1448
1448
1449
1449
1450
1450
1451
1451
1452
1452
1453
1453
1454
1454
1455
1455
1456
1456
1457
1457
1458
1458
1459
1459
1460
1460
1461
1461
1462
1462
1463
1463
1464
1464
1465
1465
1466
1466
1467
1467
1468
1468
1469
1469
1470
1470
1471
1471
1472
1472
1473
1473
1474
1474
1475
1475
1476
1476
1477
1477
1478
1478
1479
1479
1480
1480
1481
1481
1482
1482
1483
1483
1484
1484
1485
1485
1486
1486
1487
1487
1488
1488
1489
1489
1490
1490
1491
1491
1492
1492
1493
1493
1494
1494
1495
1495
1496
1496
1497
1497
1498
1498
1499
1499
1500
1500
1501
1501
1502
1502
1503
1503
1504
1504
1505
1505
1506
1506
1507
1507
1508
1508
1509
1509
1510
1510
1511
1511
1512
1512
1513
1513
1514
1514
1515
1515
1516
1516
1517
1517
1518
1518
1519
1519
1520
1520
1521
1521
1522
1522
1523
1523
1524
1524
1525
1525
1526
1526
1527
1527
1528
1528
1529
1529
1530
1530
1531
1531
1532
1532
1533
1533
1534
1534
1535
1535
1536
1536
1537
1537
1538
1538
1539
1539
1540
1540
1541
1541
1542
1542
1543
1543
1544
1544
1545
1545
1546
1546
1547
1547
1548
1548
1549
1549
1550
1550
1551
1551
1552
1552
1553
1553
1554
1554
1555
1555
1556
1556
1557
1557
1558
1558
1559
1559
1560
1560
1561
1561
1562
1562
1563
1563
1564
1564
1565
1565
1566
1566
1567
1567
1568
1568
1569
1569
1570
1570
1571
1571
1572
1572
1573
1573
1574
1574
1575
1575
1576
1576
1577
1577
1578
1578
1579
1579
1580
1580
1581
1581
1582
1582
1583
1583
1584
1584
1585
1585
1586
1586
1587
1587
1588
1588
1589
1589
1590
1590
1591
1591
1592
1592
1593
1593
1594
1594
1595
1595
1596
1596
1597
1597
1598
1598
1599
1599
1600
1600
1601
1601
1602
1602
1603
1603
1604
1604
1605
1605
1606
1606
1607
1607
1608
1608
1609
1609
1610
1610
1611
1611
1612
1612
1613
1613
1614
1614
1615
1615
1616
1616
1617
1617
1618
1618
1619
1619
1620
1620
1621
1621
1622
1622
1623
1623
1624
1624
1625
1625
1626
1626
1627
1627
1628
1628
1629
1629
1630
1630
1631
1631
1632
1632
1633
1633
1634
1634
1635
1635
1636
1636
1637
1637
1638
1638
1639
1639
1640
1640
1641
1641
1642
1642
1643
1643
1644
1644
1645
1645
1646
1646
1647
1647
1648
1648
1649
1649
1650
1650
1651
1651
1652
1652
1653
1653
1654
1654
1655
1655
1656
1656
1657
1657
1658
1658
1659
1659
1660
1660
1661
1661
1662
1662
1663
1663
1664
1664
1665
1665
1666
1666
1667
1667
1668
1668
1669
1669
1670
1670
1671
1671
1672
1672
1673
1673
1674
1674
1675
1675
1676
1676
1677
1677
1678
1678
1679
1679
1680
1680
1681
1681
1682
1682
1683
1683
1684
1684
1685
1685
1686
1686
1687
1687
1688
1688
1689
1689
1690
1690
1691
1691
1692
1692

```



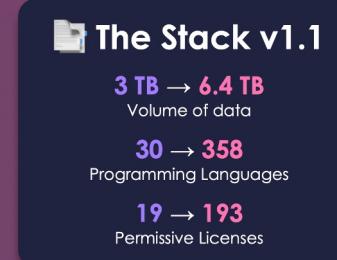
BigCode



Hugging Face + servicenow®

26 sept., 2022:
Lancement officiel

The Stack v1.1
1^{er} déc., 2022



The Stack v1.0

Entrainement
d'un modèle
avec 1B param.

Lancement des
modèles 1B Santa
(31 déc., 2022)

Q2 2023:
Fin de la phase 1

Début Q2, 2023:
Lancement d'un modèle à 15B param.

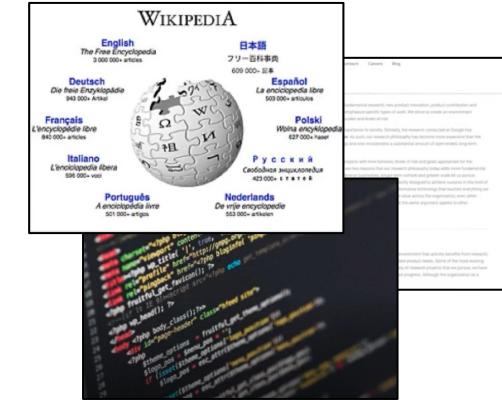
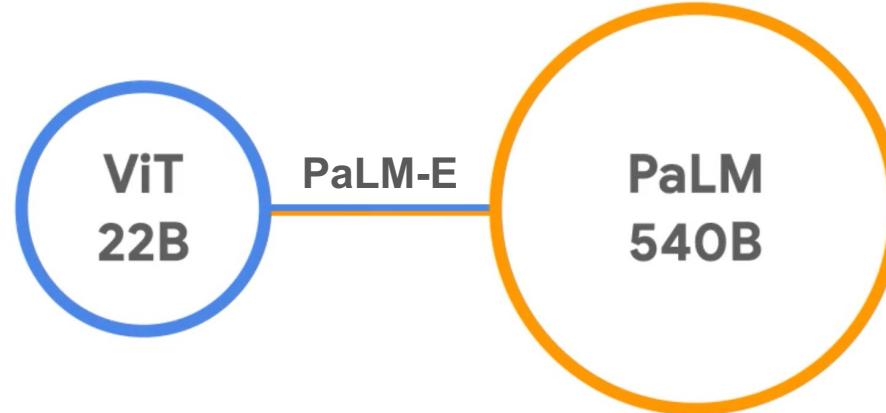
 **bigcode/santacoder**

**Initiative ouverte et responsable
pour l'élaboration de modèles
de génération de code**

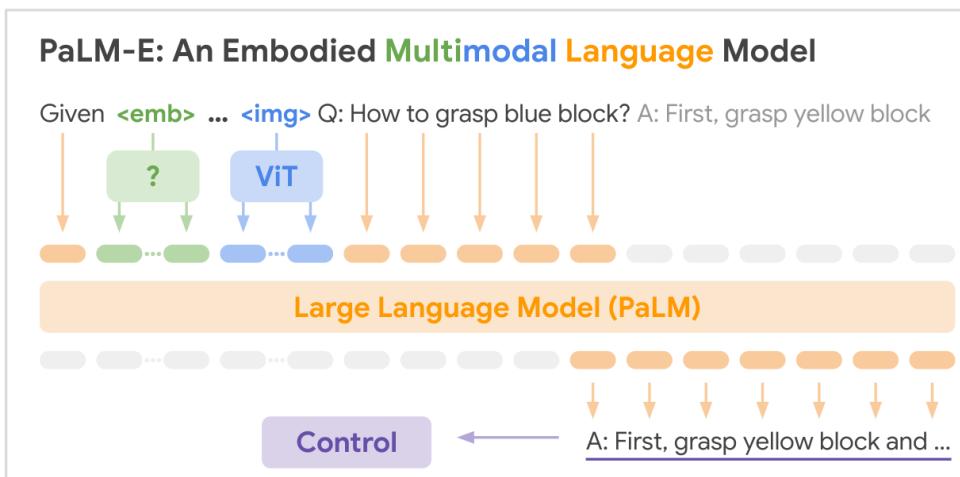
Collaboration ServiceNow & HuggingFace,
avec une communauté de **400 participants**
provenant de **30 pays**.

Plus d'info: <https://www.bigcode-project.org>

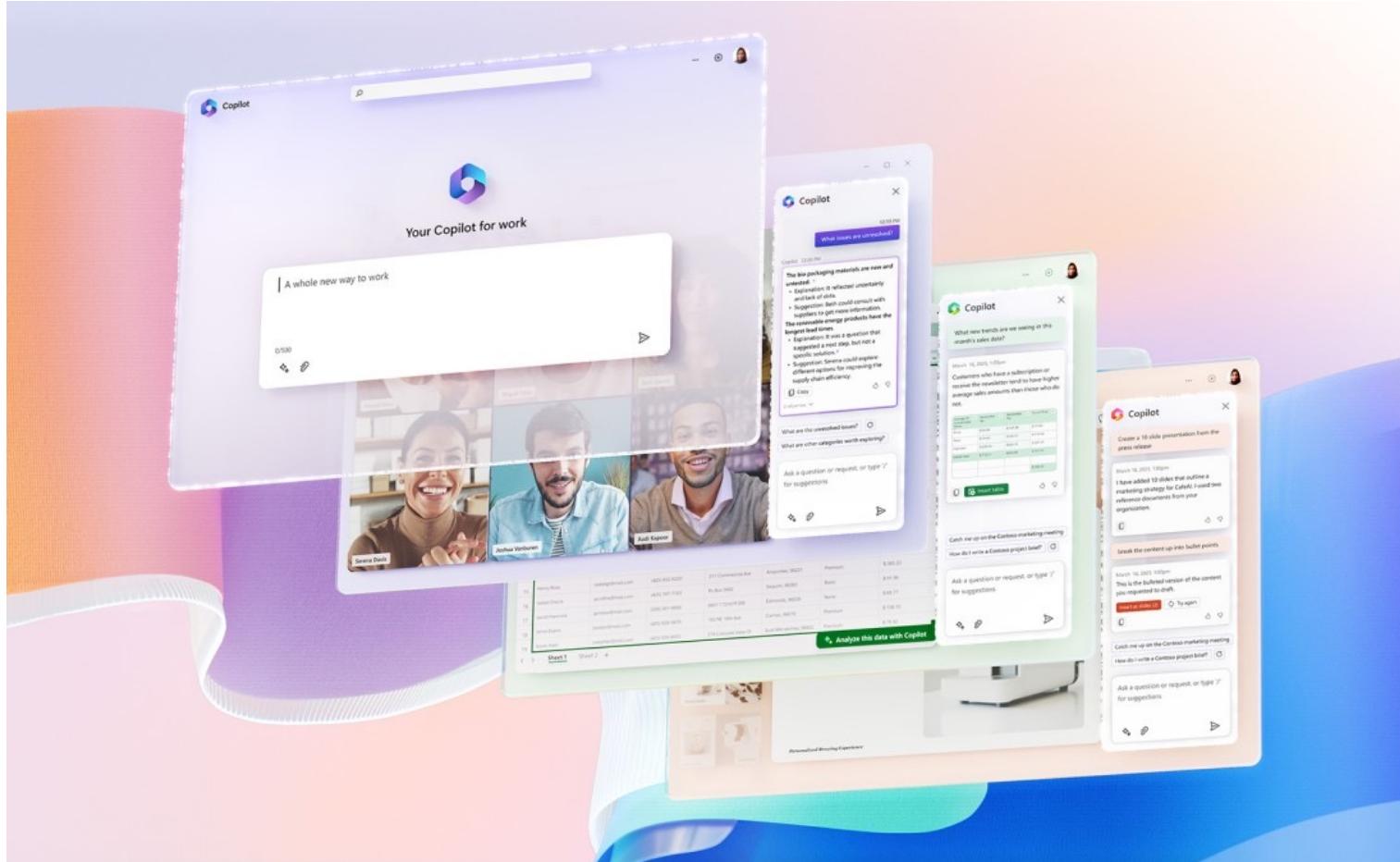
... percevoir, raisonner, planifier et agir



Raisonnement

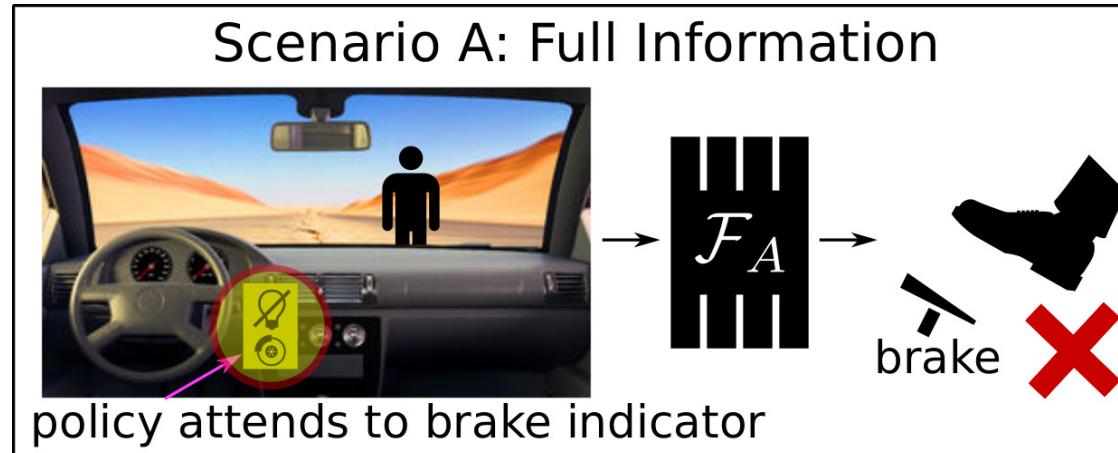


Les copilotes vont changer notre manière de travailler

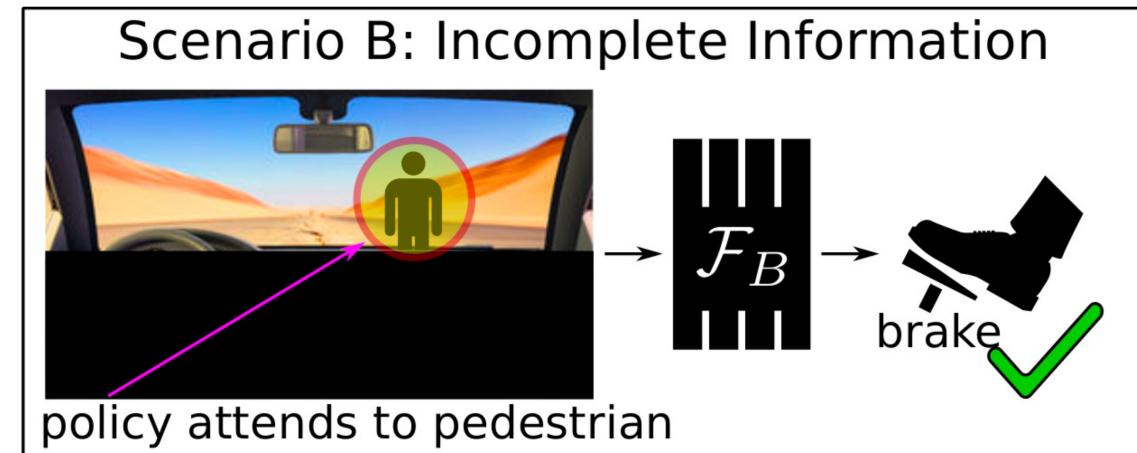


Source: [Microsoft](#)

Malgré tout, ces modèles ne sont que de puissants détecteurs de **corrélations**



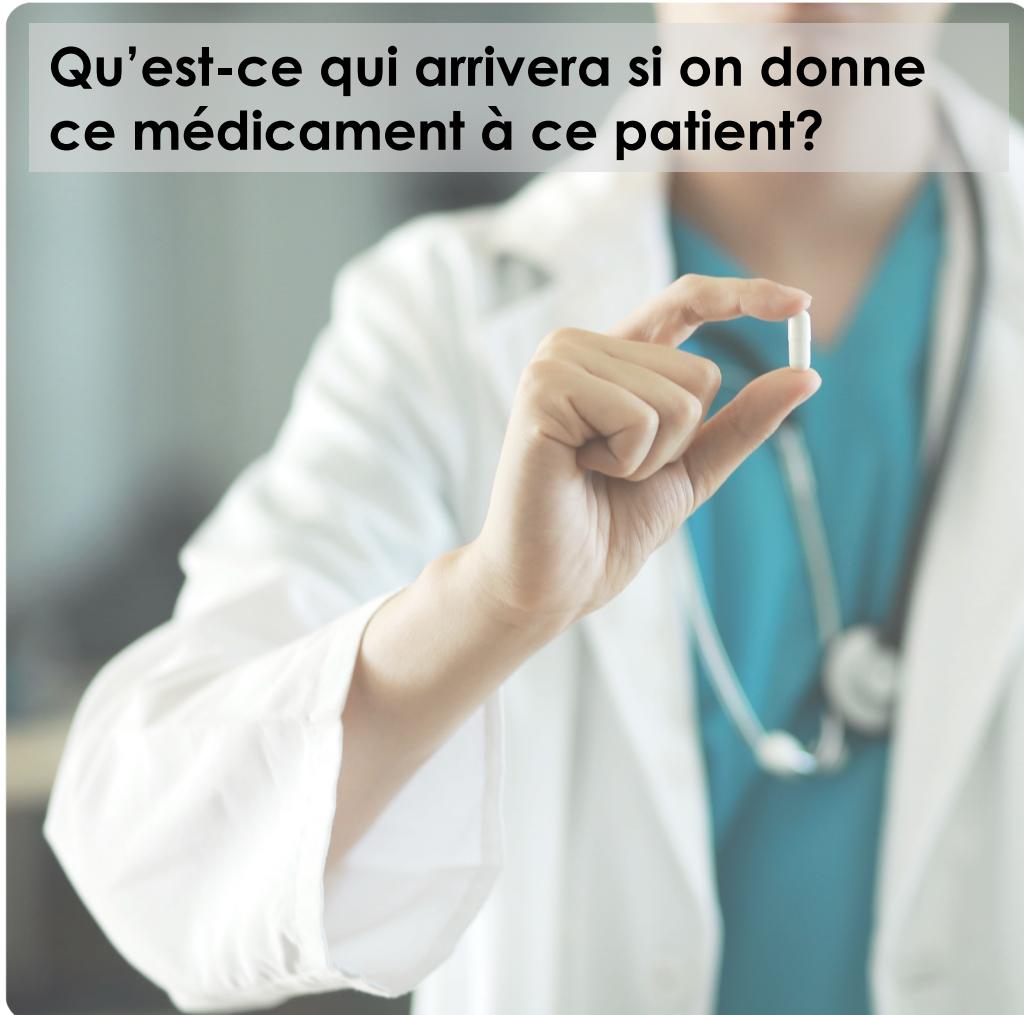
Le modèle croit que l'indicateur lumineux est la cause du freinage.



Le modèle comprend que le piéton est la cause.

Prise de décision: les corrélations ne suffisent pas

Qu'est-ce qui arrivera si on donne ce médicament à ce patient?



Comment vont réagir nos clients si on augmente les prix?



Un autre exemple

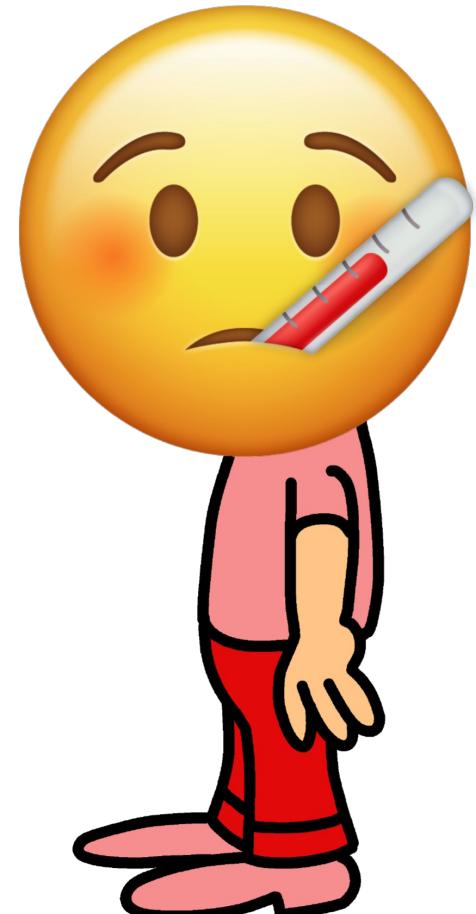
Le problème des données historiques



Taux de survie des patients selon le traitement

Treatment	$E[Y A]$
Yes ($A = 1$)	78% (273/350)
No ($A = 0$)	83% (289/350)

Conclusion: Le traitement semble **néfaste**



Un autre exemple

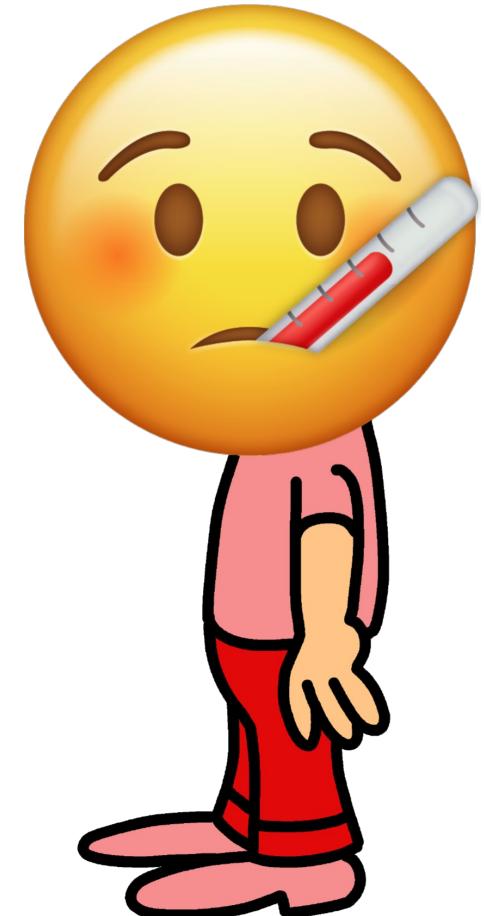


Taux de survie des patients selon le traitement

Treatment	$E[Y A]$	$E[Y A, Z = \text{mild}]$	$E[Y A, Z = \text{severe}]$
Yes ($A = 1$)	78% (273/350)	93% (81/87)	73% (192/263)
No ($A = 0$)	83% (289/350)	87% (234/270)	69% (55/80)

Condition légère: le traitement est bénéfique

$$\mathbb{E}[Y | A = 1, Z = \text{mild}] - \mathbb{E}[Y | A = 0, Z = \text{mild}] = 6\%$$

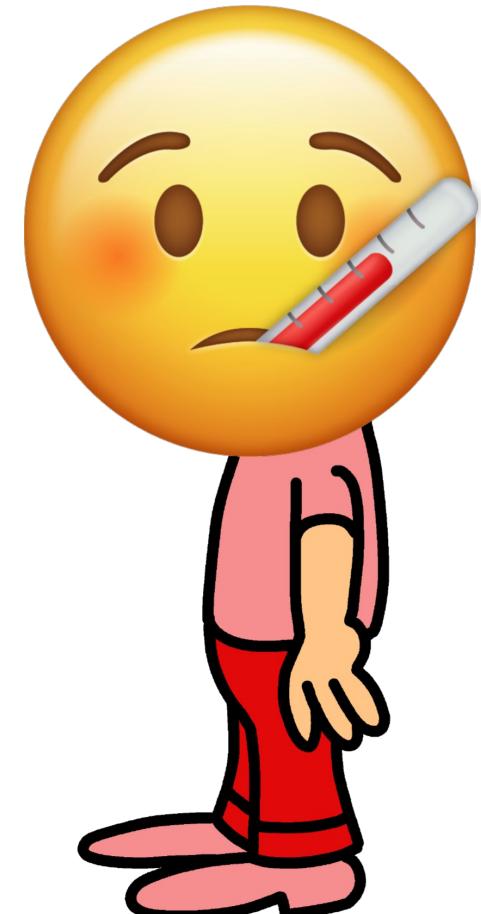


Un autre exemple



Taux de survie des patients selon le traitement

Treatment	$E[Y A]$	$E[Y A, Z = \text{mild}]$	$E[Y A, Z = \text{severe}]$
Yes ($A = 1$)	78% (273/350)	93% (81/87)	73% (192/263)
No ($A = 0$)	83% (289/350)	87% (234/270)	69% (55/80)



Condition légère: le traitement est bénéfique

$$E[Y | A = 1, Z = \text{mild}] - E[Y | A = 0, Z = \text{mild}] = 6\%$$

Condition sévère: le traitement est bénéfique

$$E[Y | A = 1, Z = \text{severe}] - E[Y | A = 0, Z = \text{severe}] = 4\%$$

Pourquoi?

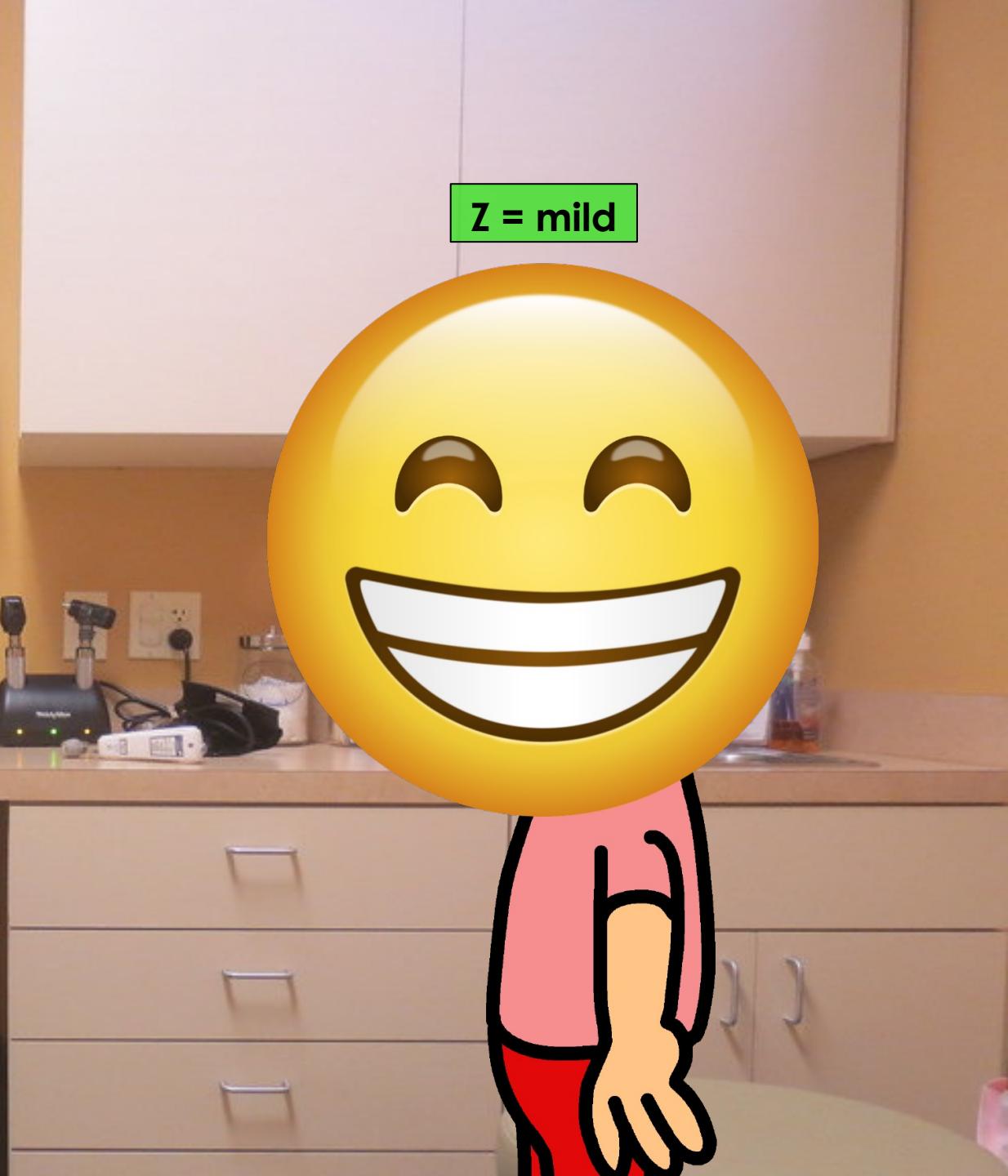
Les données historiques reflètent un protocole



Pourquoi?

Les données historiques reflètent un protocole

Z = mild



Pourquoi?

Les données historiques reflètent un protocole



Vous allez survivre. A = 0

Z = mild



Pourquoi?

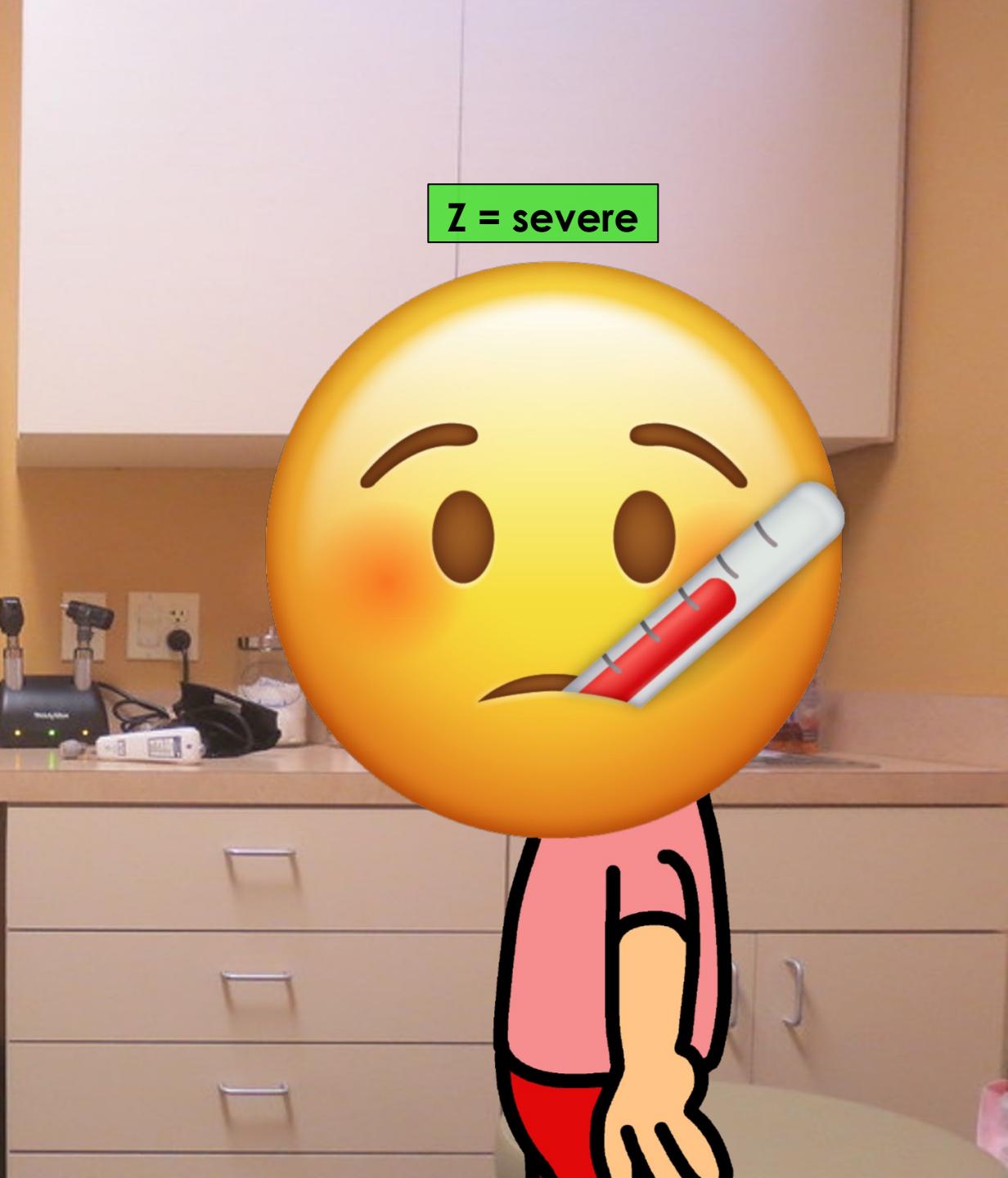
Les données historiques reflètent un protocole



Pourquoi?

Les données historiques reflètent un protocole

Z = severe



Pourquoi?

Les données historiques reflètent un protocole

Z = severe



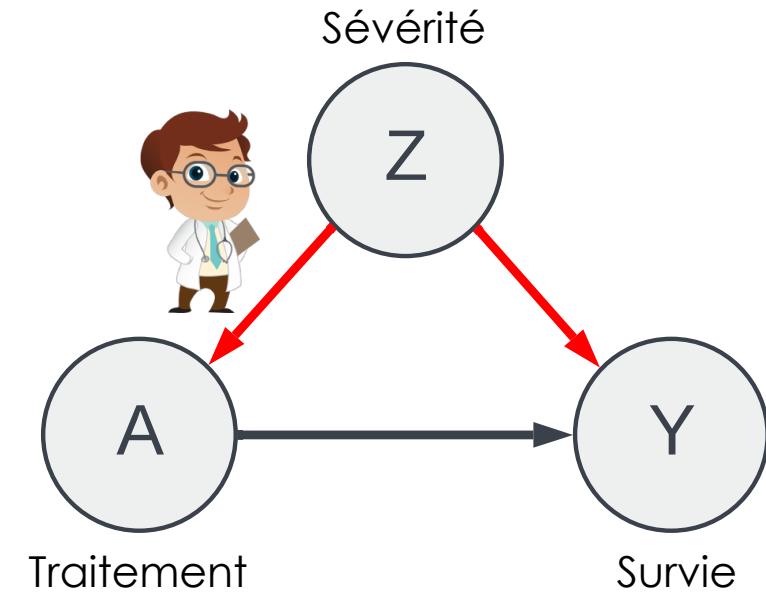
Vous êtes en danger! A = 1



Le paradoxe de Simpson

Treatment	$E[Y A]$	$E[Y A, Z = \text{mild}]$	$E[Y A, Z = \text{severe}]$
Yes ($A = 1$)	78% (273/350)	93% (81/87)	73% (192/263)
No ($A = 0$)	83% (289/350)	87% (234/270)	69% (55/80)

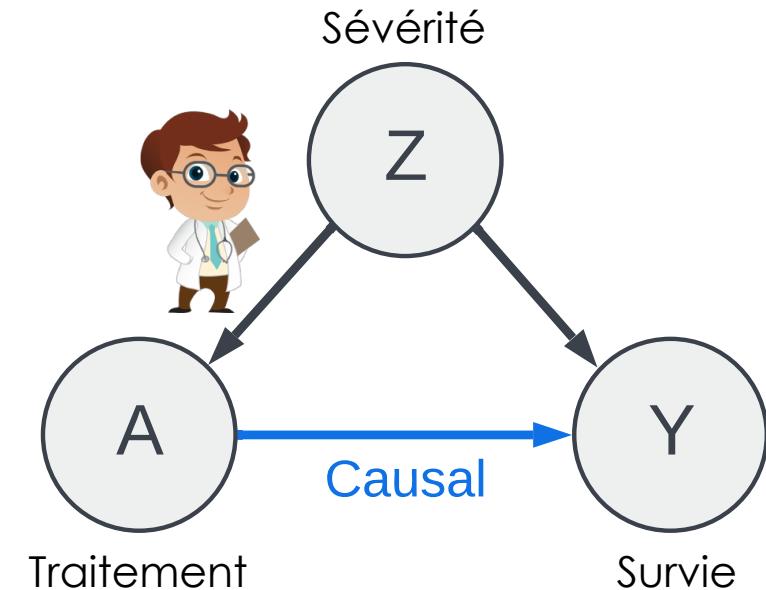
Confusion: Les patients **les plus malades** étaient plus susceptibles de **recevoir le traitement** et aussi de **ne pas survivre!**



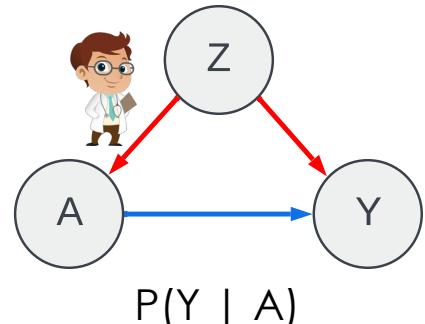
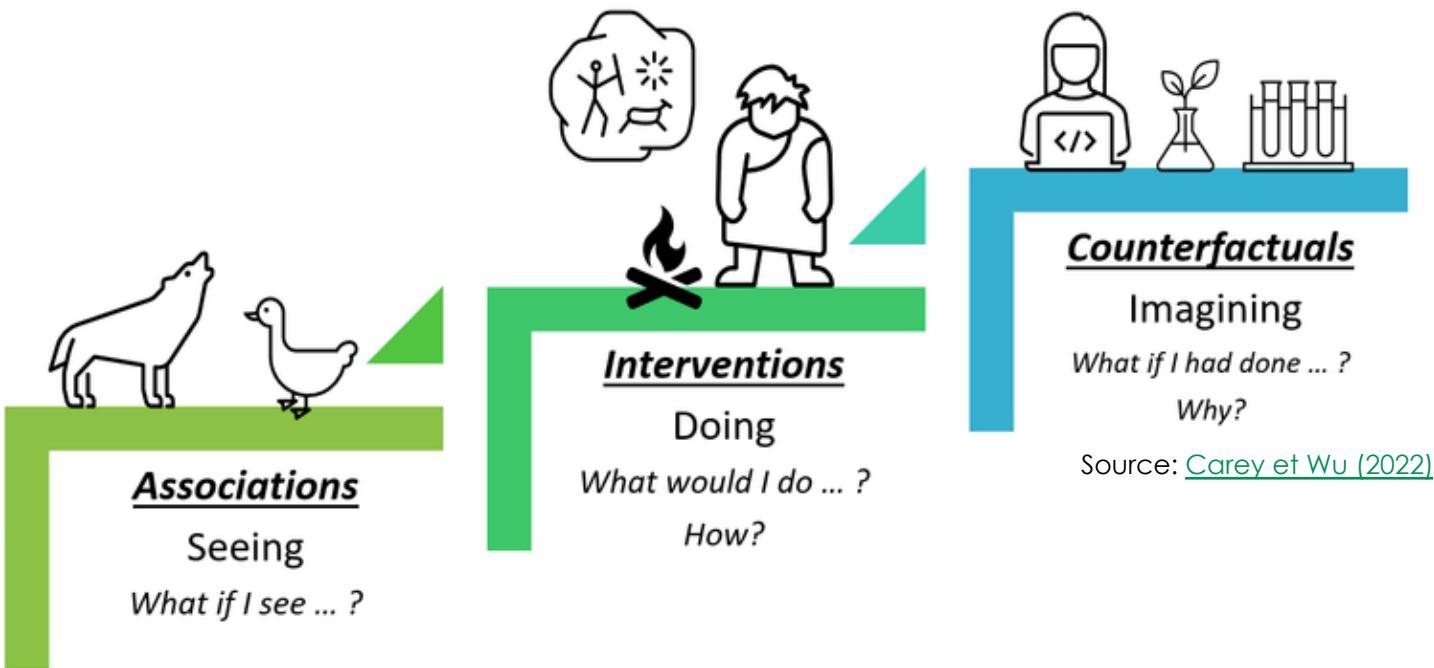
Le paradoxe de Simpson

Treatment	$E[Y A]$	$E[Y A, Z = \text{mild}]$	$E[Y A, Z = \text{severe}]$
Yes ($A = 1$)	78% (273/350)	93% (81/87)	73% (192/263)
No ($A = 0$)	83% (289/350)	87% (234/270)	69% (55/80)

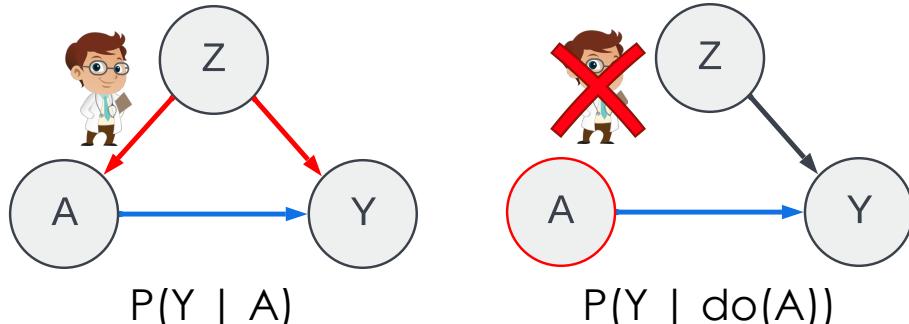
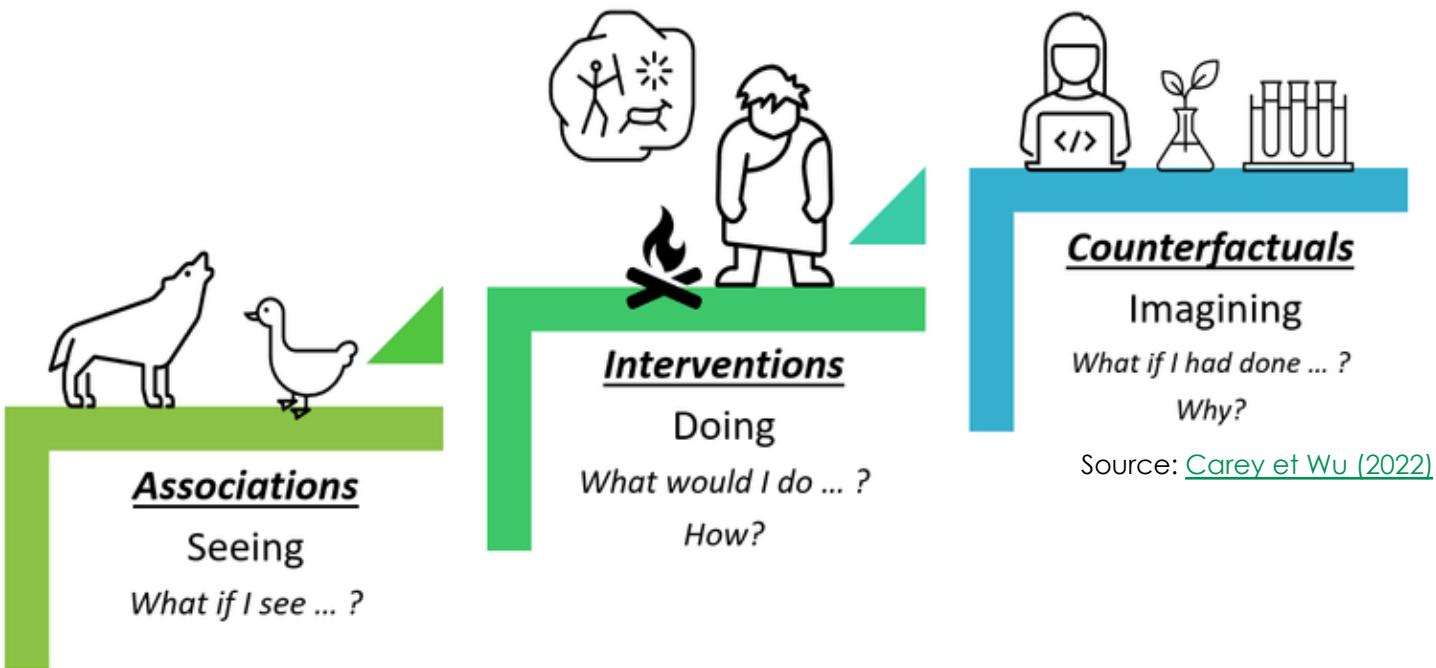
Confusion: Les patients **les plus malades** étaient plus susceptibles de **recevoir le traitement** et aussi de **ne pas survivre!**



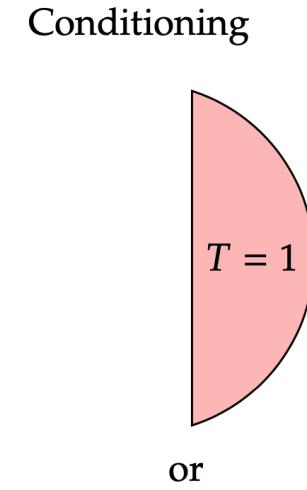
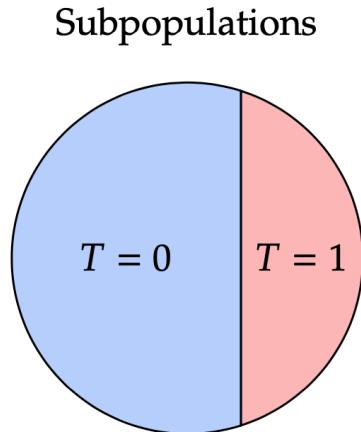
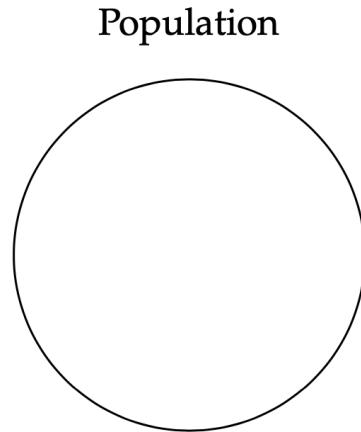
Toutes les questions ne sont pas égales



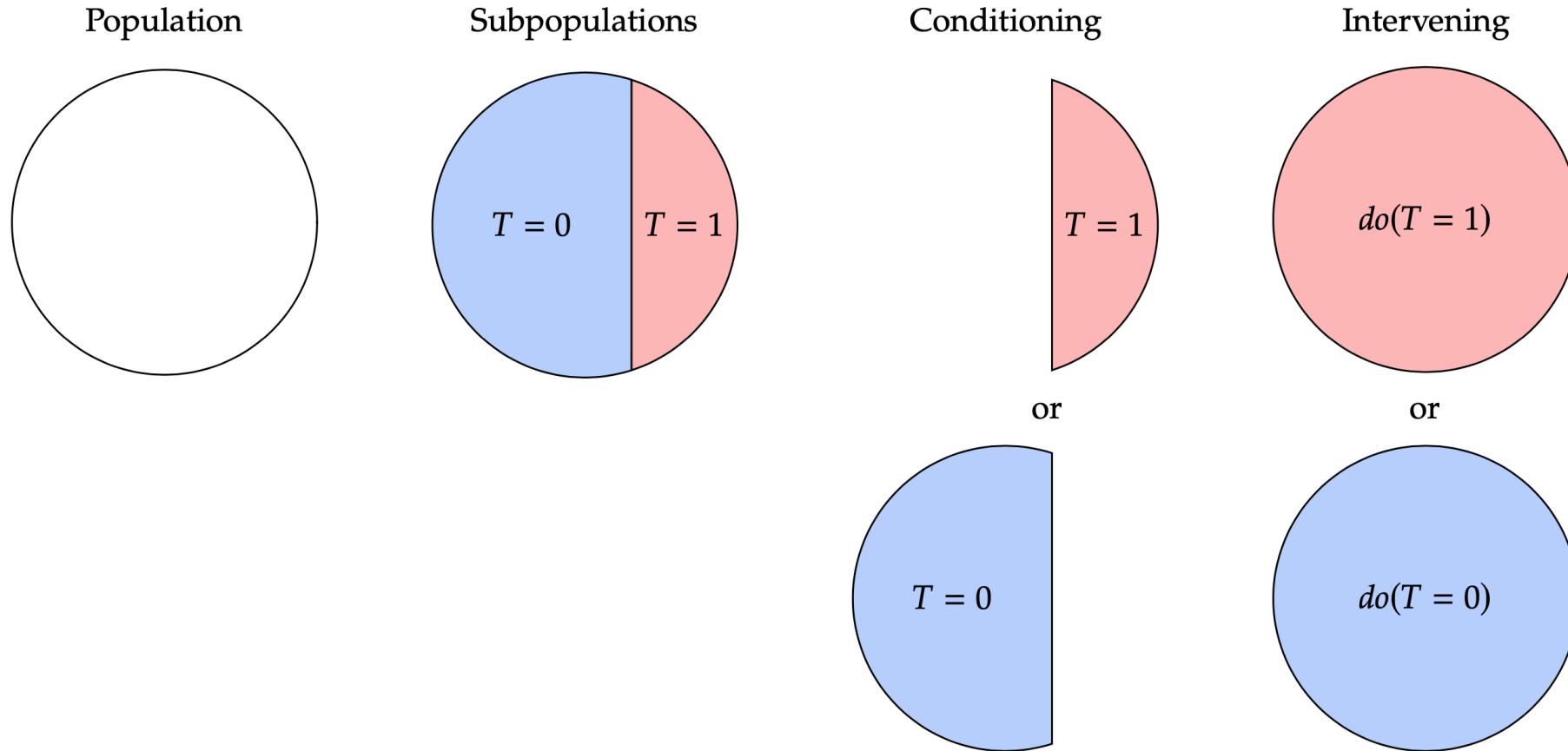
Toutes les questions ne sont pas égales



Association vs intervention

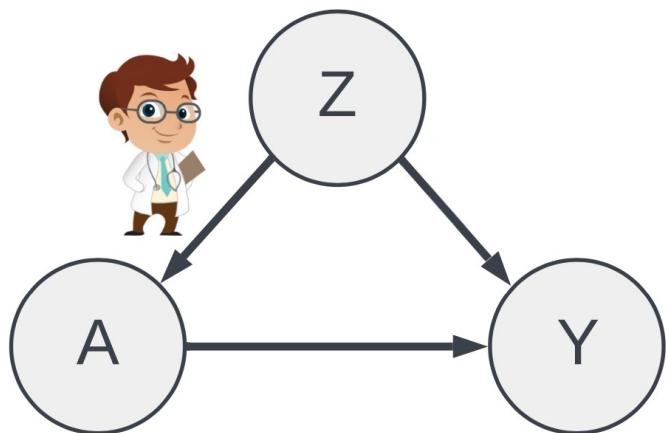


Association vs intervention



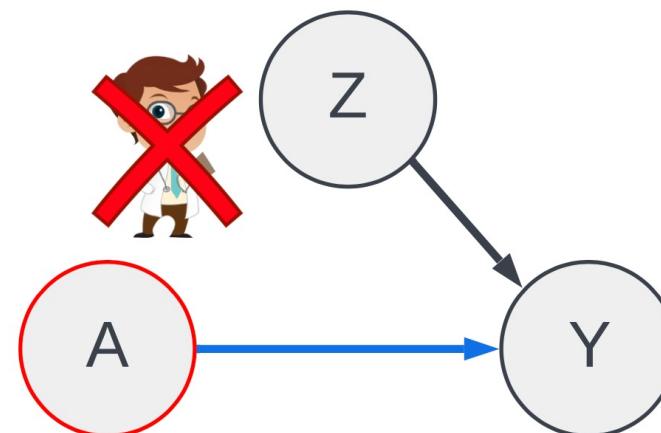
Cadre théorique: Réseaux Bayésiens Causaux

Observations



$$P(a, y, z) = P(z) P(a | z) P(y | a, z)$$

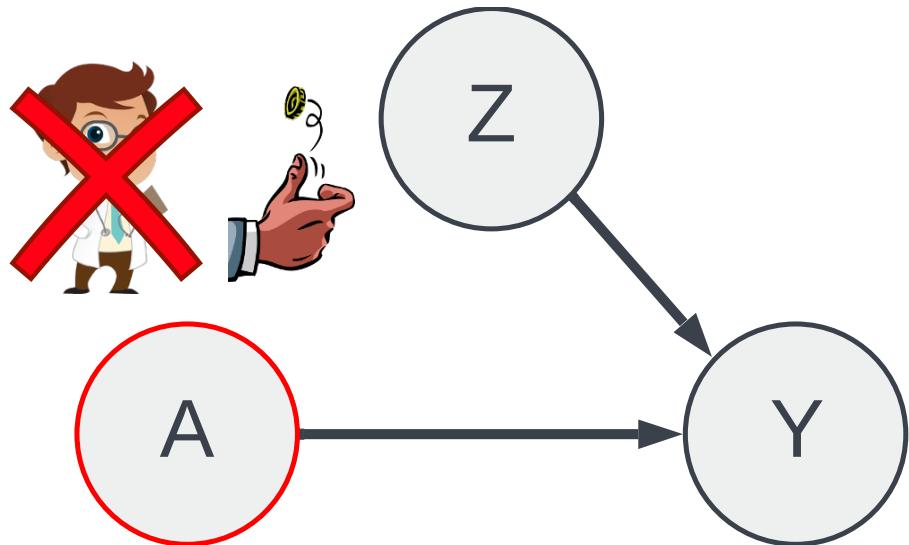
Intervention



$$P'(a, y, z) = P(z) P'(a) P(y | a, z)$$

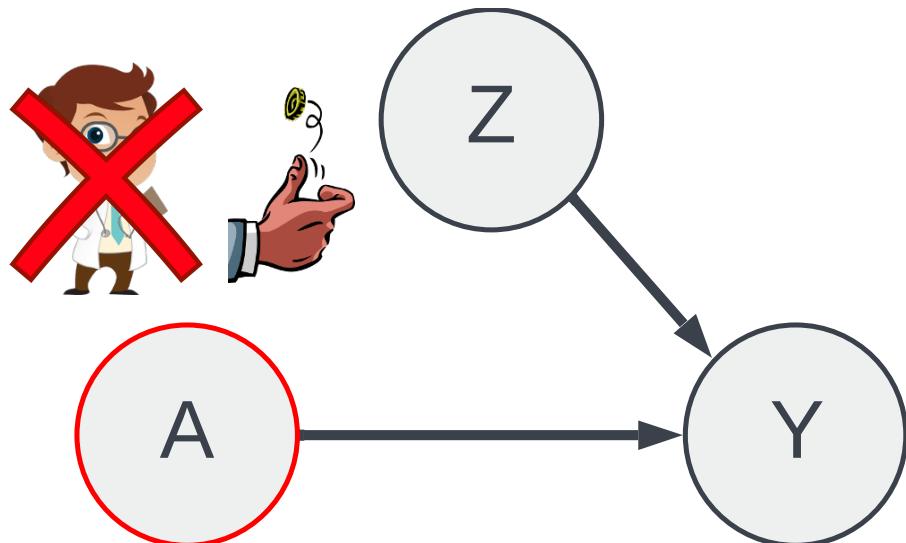
La **distribution** de chaque **variable** est exprimée en fonction de ses **parents** dans le **graphe causal**

Expériences randomisées



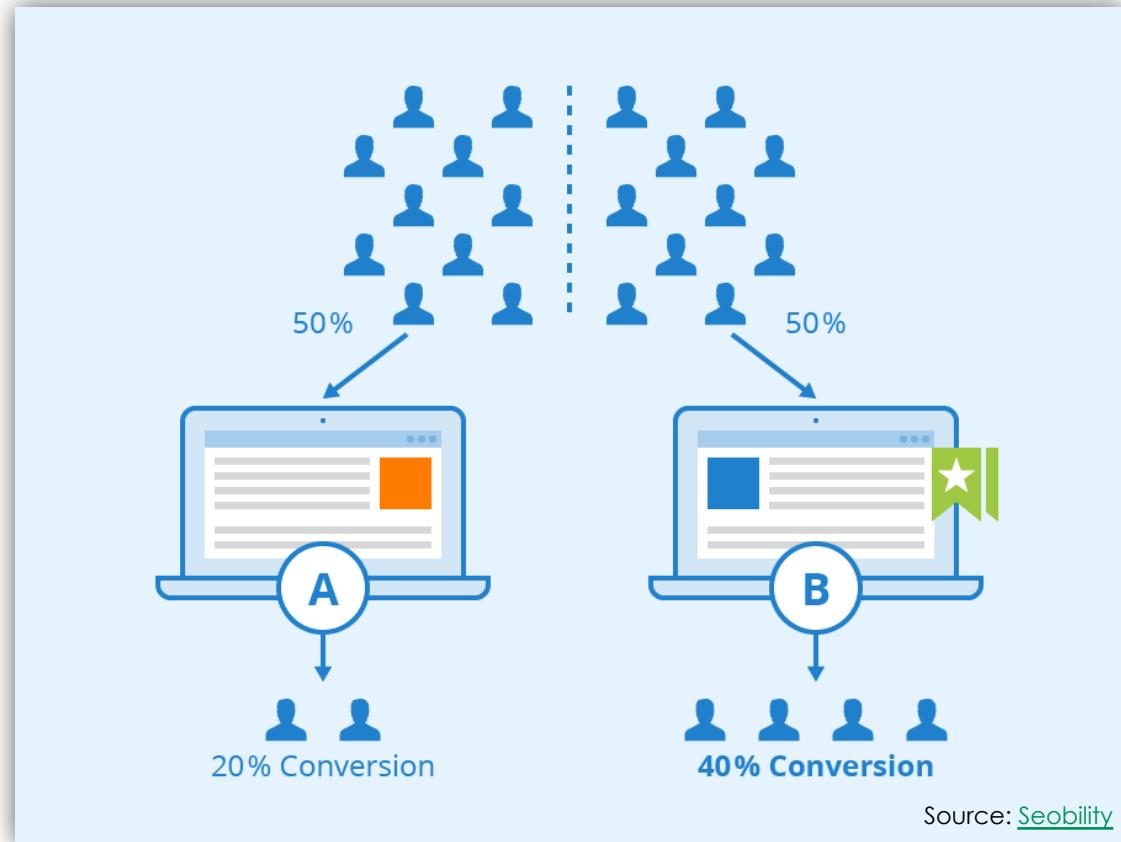
$$P'(a, y, z) = P(z) \textcolor{red}{P'(a)} P(y | a, z)$$

Expériences randomisées



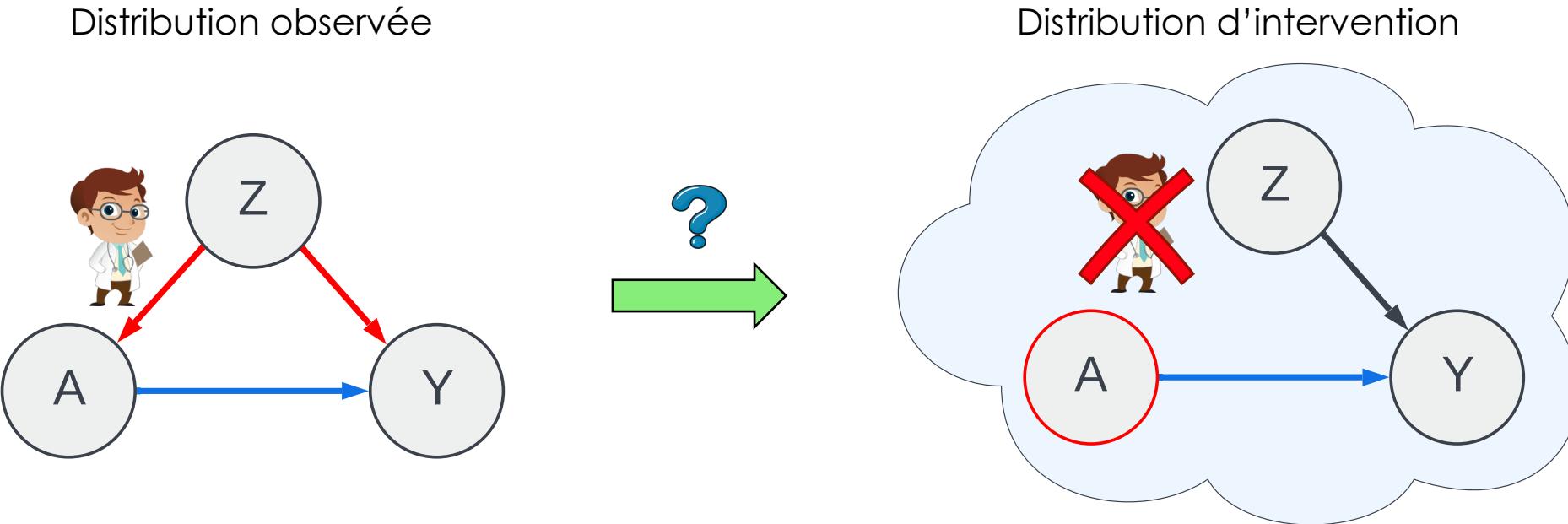
$$P'(a, y, z) = P(z) \textcolor{red}{P'(a)} P(y | a, z)$$

A/B testing



Tout ne peut pas être randomisé

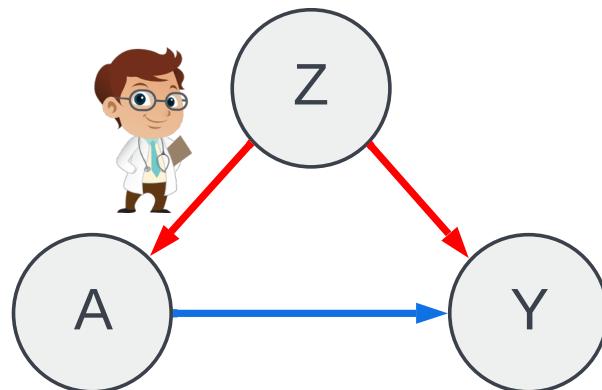
Pouvons-nous tout de même estimer l'effet d'interventions?



Tout ne peut pas être randomisé

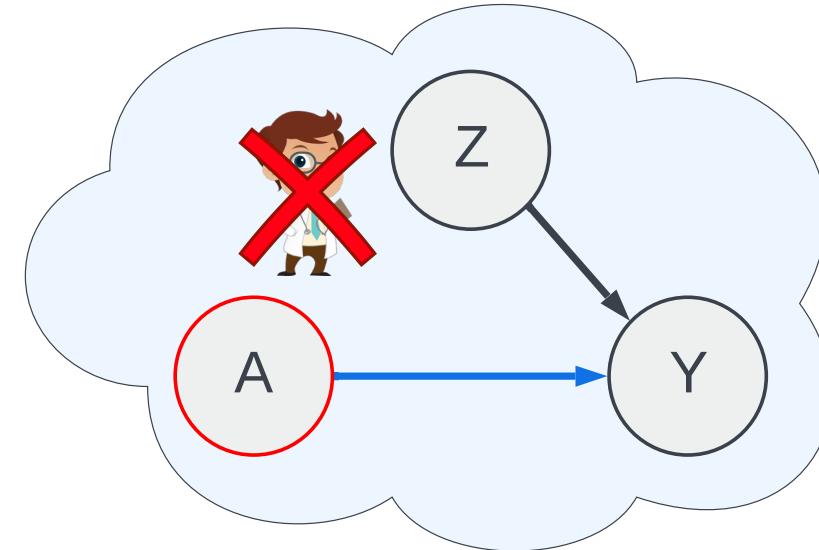
Pouvons-nous tout de même estimer l'effet d'interventions?

Distribution observée



Do-calculus
[Pearl \(1995\)](#)

Distribution d'intervention

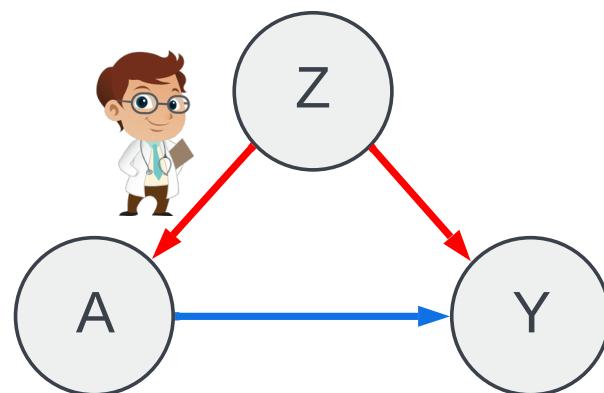


Identification causale: Il est parfois possible de traduire une **quantité causale** $P(Y | \text{do}(A))$ en **quantité observationnelle** (sans opérateur do).

Tout ne peut pas être randomisé

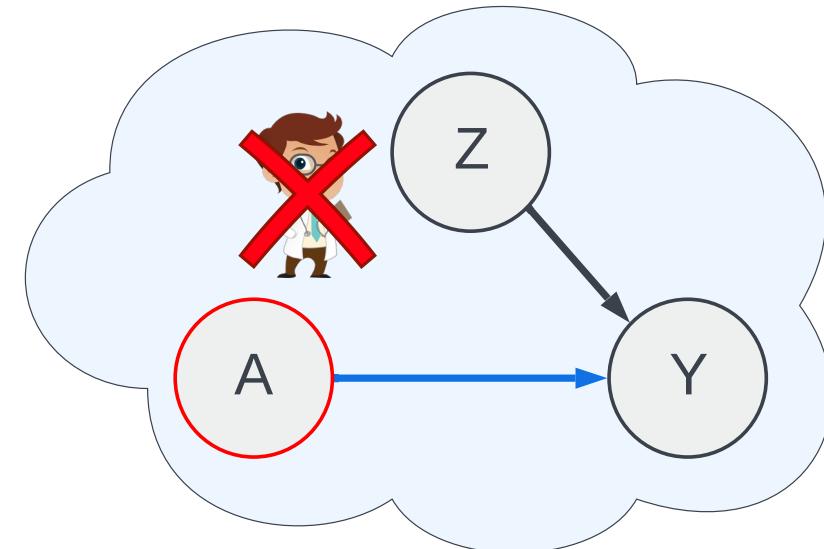
Pouvons-nous tout de même estimer l'effet d'interventions?

Distribution observée



Do-calculus
[Pearl \(1995\)](#)

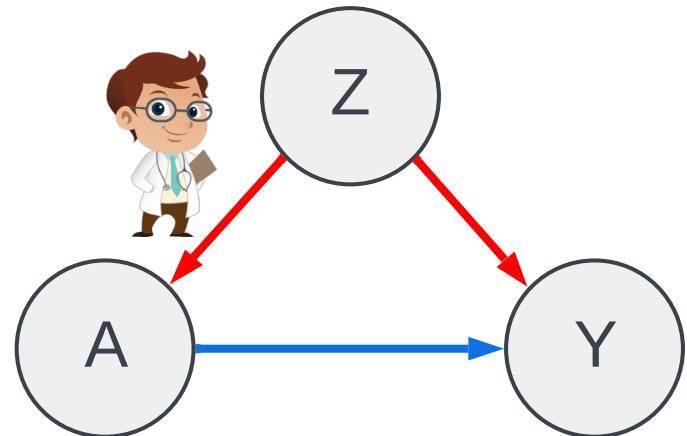
Distribution d'intervention



Identification causale: Il est parfois possible de traduire une **quantité causale** $P(Y | do(A))$ en **quantité observationnelle** (sans opérateur do).

Graphe + quantité interv. → Solution / Impossible (temps polynomial)

Un exemple d'identification causale



$$P(y \mid do(A = a')) = \sum_a \sum_z P(a, y, z \mid do(A = a'))$$

< Truncated factorization >

$$= \sum_a \sum_z P(y \mid a', z) \cdot P(z) \cdot \delta_{a=a'}$$

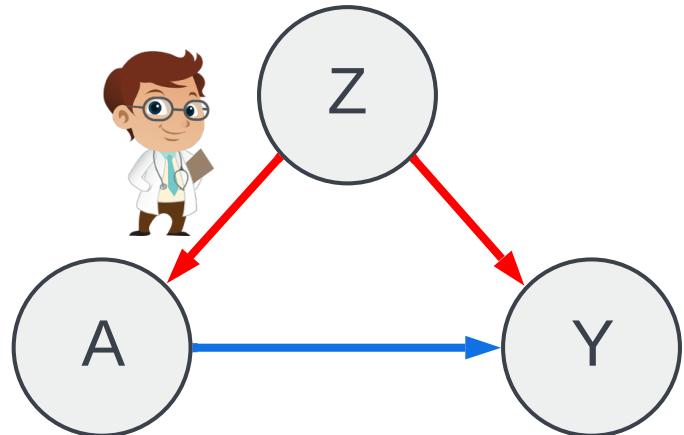
< Density is zero for all $a \neq a'$ >

$$= 0 + \sum_z P(y \mid a', z) \cdot P(z) \cdot 1$$

< Cleaning up a bit >

$$= \sum_z P(y \mid a', z) \cdot P(z)$$

Un exemple d'identification causale



$$P(y \mid do(A = a')) = \sum_a \sum_z P(a, y, z \mid do(A = a'))$$

< Truncated factorization >

$$= \sum_a \sum_z P(y \mid a', z) \cdot P(z) \cdot \delta_{a=a'}$$

< Density is zero for all $a \neq a'$ >

$$= 0 + \sum_z P(y \mid a', z) \cdot P(z) \cdot 1$$

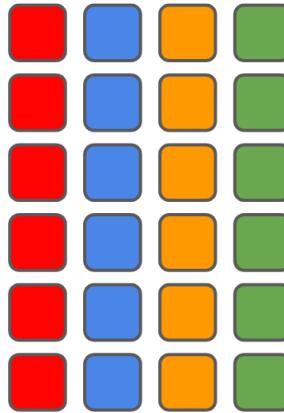
< Cleaning up a bit >

$$= \sum_z P(y \mid a', z) \cdot P(z)$$

Limitation: Il faut connaître le graphe

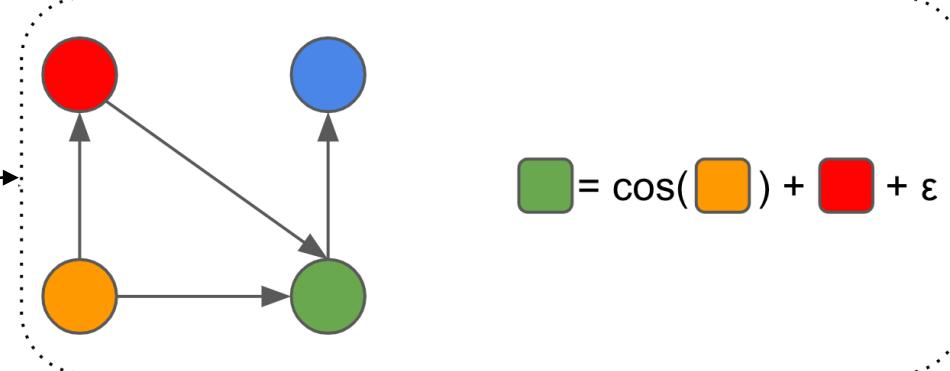
Découverte de structures causales

Problème:



Ensemble d'observations

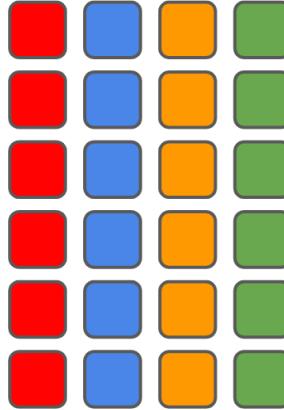
Algorithme



Graphe causal et équations structurelles

Découverte de structures causales

Problème:



Ensemble d'observation

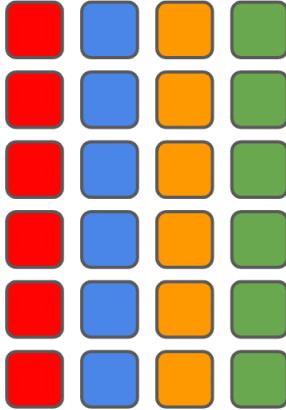
p	number of DAGs with p nodes
1	1
2	3
3	25
4	543
5	29281
6	3781503
7	1138779265
8	783702329343
9	1213442454842881
10	4175098976430598143
11	31603459396418917607425
12	521939651343829405020504063
13	18676600744432035186664816926721
14	1439428141044398334941790719839535103
15	237725265553410354992180218286376719253505
16	83756670773733320287699303047996412235223138303
17	62707921196923889899446452602494921906963551482675201
18	99421195322159515895228914592354524516555026878588305014783
19	332771901227107591736177573311261125883583076258421902583546773505
20	2344880451051088988152559855229099188899081192234291298795803236068491263

$$\text{green square} = \cos(\text{orange square}) + \text{red square} + \varepsilon$$

iations structurelles

Découverte de structures causales

Problème:



Ensemble d'observation

p	number of DAGs with p nodes
1	1
2	3
3	25
4	543
5	29281
6	3781503
7	1138779265
8	783702329343
9	1213442454842881
10	4175098976430598143
11	31603459396418917607425
12	521939651343829405020504063
13	18676600744432035186664816926721
14	1439428141044398334941790719839535103
15	237725265553410354992180218286376719253505
16	83756670773733320287699303047996412235223138303
17	62707921196923889899446452602494921906963551482675201
18	99421195322159515895228914592354524516555026878588305014783
19	332771901227107591736177573311261125883583076258421902583546773505
20	2344880451051088988152559855229099188899081192234291298795803236068491263

$$\text{green square} = \cos(\text{orange square}) + \text{red square} + \varepsilon$$

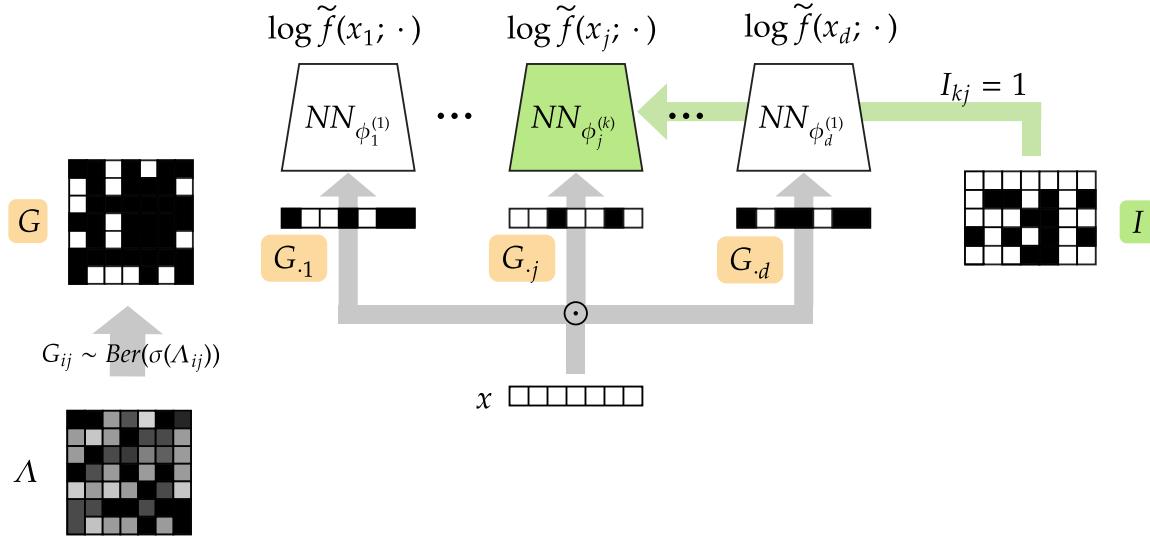
jations structurelles

État de l'art:

- Indépendances conditionnelles (Spirtes et al., 2000)
- Heuristiques et énumération (Chickering 2002)
- Optimisation continue (Zheng et al., 2018) ★

Differentiable Causal Discovery from Interventional Data

Modèle:



Entrainement:

$$\sup_{\phi} \mathbb{E}_{G \sim \sigma(\Lambda)} \left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{X \sim p^{(k)}} \log f^{(k)}(X; G, I^*, \phi) - \lambda \|G\|_0 \right] \text{ s.t. } \underbrace{\text{Tr} \left(e^{\sigma(\Lambda)} \right) - d = 0}_{\text{Acyclicity constraint}}$$

Bien modéliser les données



Philippe Brouillard*
Mila, Université de Montréal

Sébastien Lachapelle*
Mila, Université de Montréal

Alexandre Lacoste
Element AI

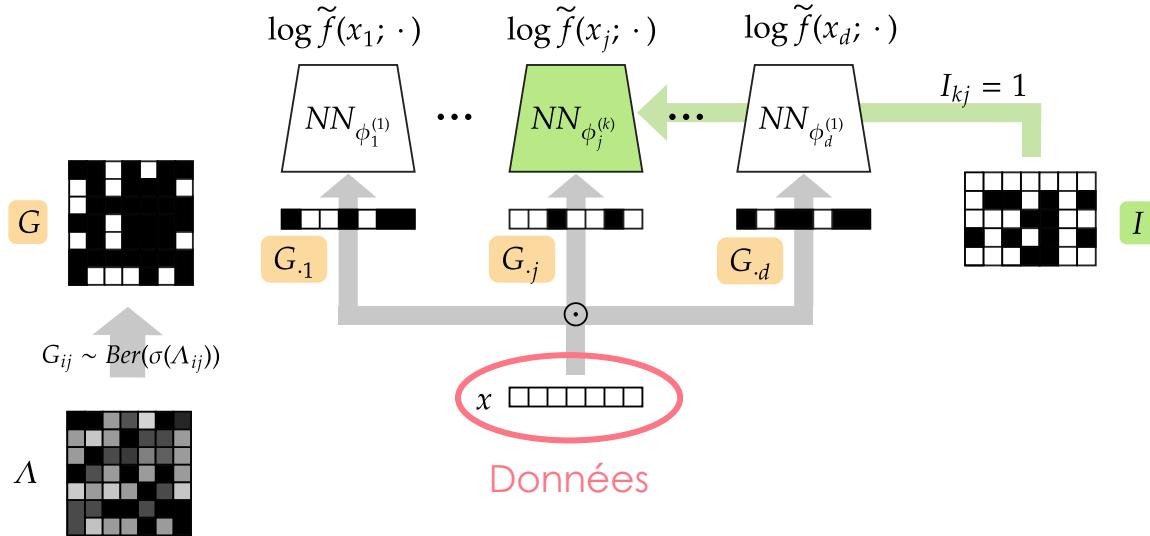
Simon Lacoste-Julien
Mila, Université de Montréal
Canada CIFAR AI Chair

Alexandre Drouin
Element AI

<https://arxiv.org/abs/2007.01754>

Differentiable Causal Discovery from Interventional Data

Modèle:



Entrainement:

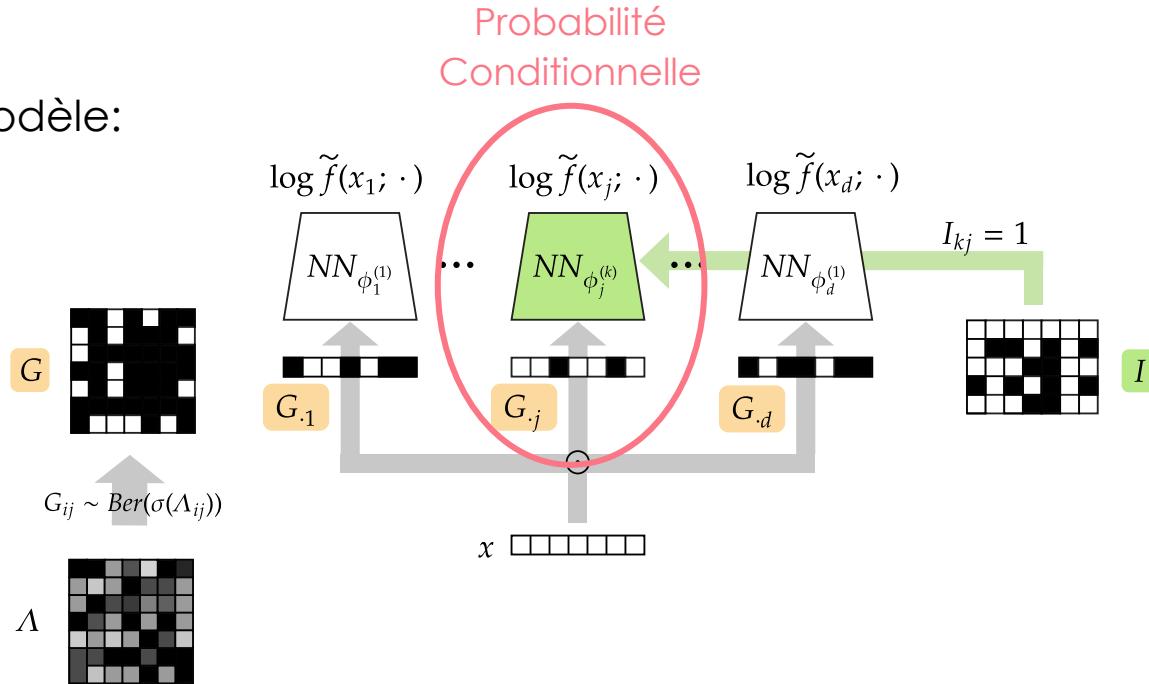
$$\sup_{\phi} \mathbb{E}_{G \sim \sigma(\Lambda)} \left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{X \sim p^{(k)}} \log f^{(k)}(X; G, I^*, \phi) - \lambda ||G||_0 \right] \text{ s.t. } \underbrace{\text{Tr} \left(e^{\sigma(\Lambda)} \right) - d = 0}_{\text{Acyclicity constraint}}$$

Bien modéliser les données



Differentiable Causal Discovery from Interventional Data

Modèle:



Entrainement:

$$\sup_{\phi} \mathbb{E}_{G \sim \sigma(\Lambda)} \left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{X \sim p^{(k)}} \log f^{(k)}(X; G, I^*, \phi) - \lambda \|G\|_0 \right] \text{ s.t. } \underbrace{\text{Tr} \left(e^{\sigma(\Lambda)} \right) - d = 0}_{\text{Acyclicity constraint}}$$

Bien modéliser les données



Philippe Brouillard*
Mila, Université de Montréal

Sébastien Lachapelle*
Mila, Université de Montréal

Alexandre Lacoste
Element AI

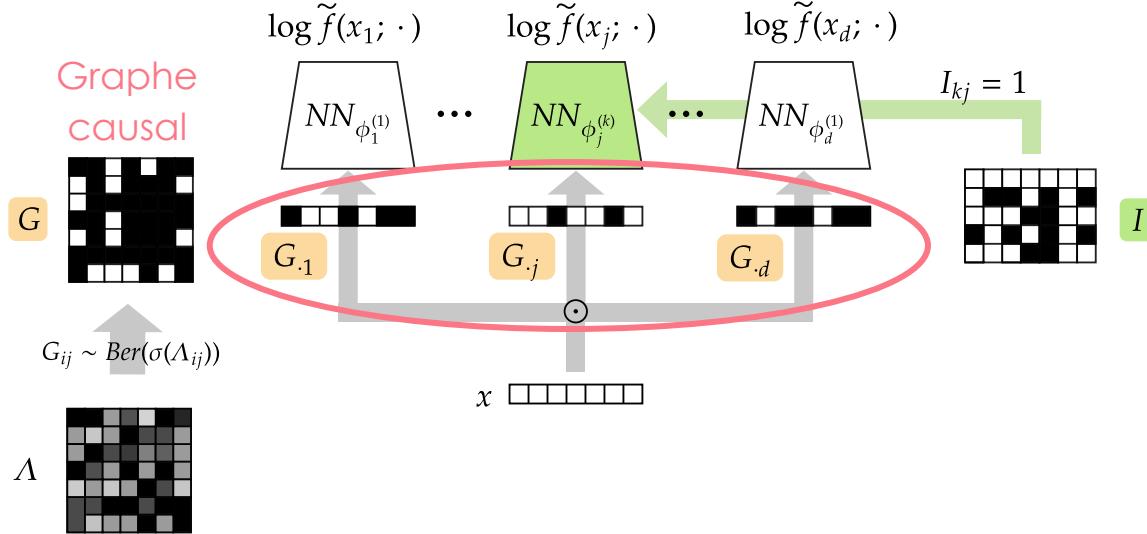
Simon Lacoste-Julien
Mila, Université de Montréal
Canada CIFAR AI Chair

Alexandre Drouin
Element AI

<https://arxiv.org/abs/2007.01754>

Differentiable Causal Discovery from Interventional Data

Modèle:



Entrainement:

$$\sup_{\phi} \mathbb{E}_{G \sim \sigma(\Lambda)} \left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{X \sim p^{(k)}} \log f^{(k)}(X; G, I^*, \phi) - \lambda \|G\|_0 \right] \text{ s.t. } \underbrace{\text{Tr} \left(e^{\sigma(\Lambda)} \right) - d = 0}_{\text{Acyclicity constraint}}$$

Bien modéliser les données



Philippe Brouillard*
Mila, Université de Montréal

Sébastien Lachapelle*
Mila, Université de Montréal

Alexandre Lacoste
Element AI

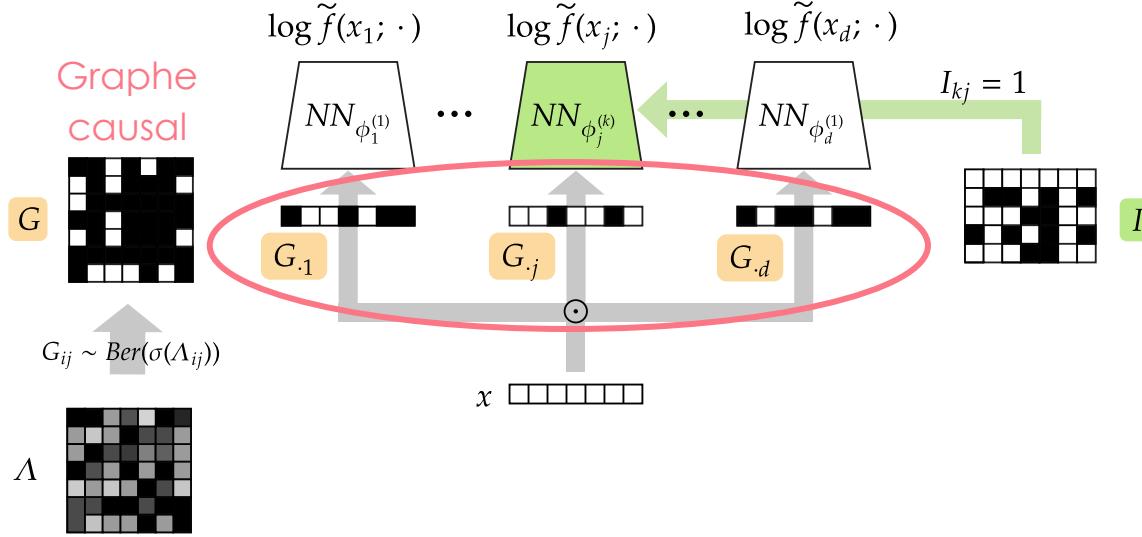
Simon Lacoste-Julien
Mila, Université de Montréal
Canada CIFAR AI Chair

Alexandre Drouin
Element AI

<https://arxiv.org/abs/2007.01754>

Differentiable Causal Discovery from Interventional Data

Modèle:



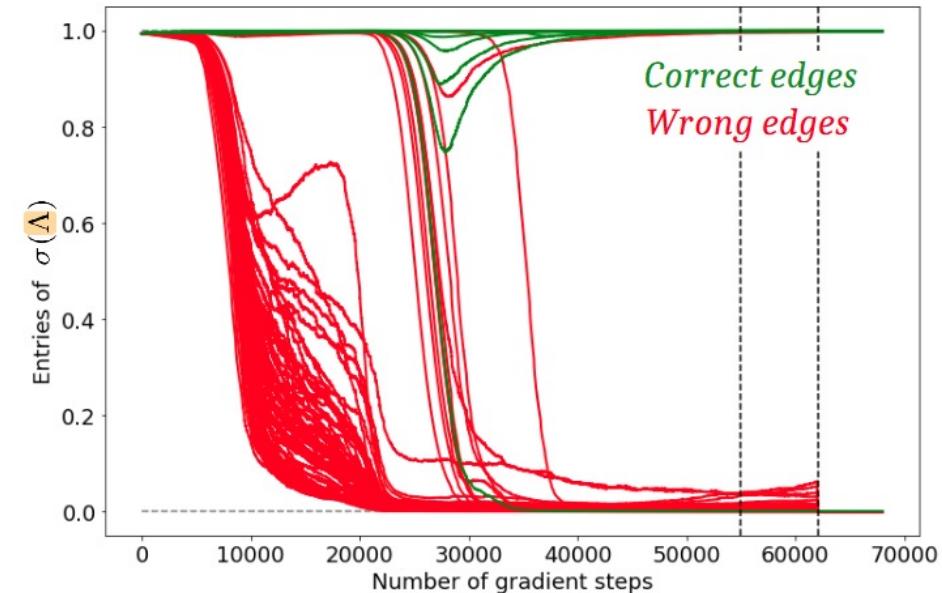
Entrainement:

$$\sup_{\phi} \mathbb{E}_{G \sim \sigma(\Lambda)} \left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{X \sim p^{(k)}} \log f^{(k)}(X; G, I^*, \phi) - \lambda \|G\|_0 \right] \text{ s.t. } \underbrace{\text{Tr} \left(e^{\sigma(\Lambda)} \right) - d = 0}_{\text{Acyclicity constraint}}$$

Bien modéliser les données

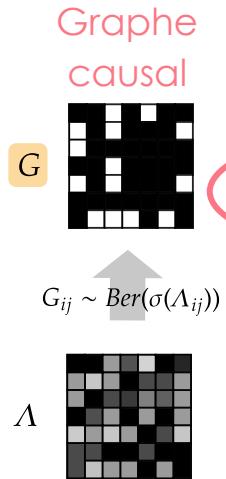


Le modèle découvre les relations causales:



Differentiable Causal Discovery from Interventional Data

Modèle:



Probabilité Conditionnelle



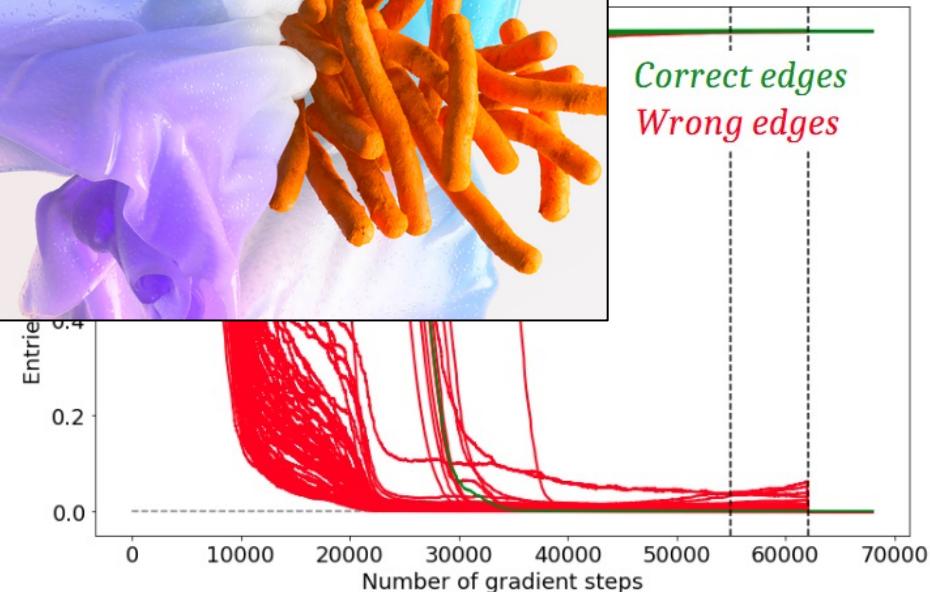
Entrainement:

$$\sup_{\phi} \mathbb{E}_{G \sim \sigma(\Lambda)} \left[\sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{X \sim p^{(k)}} \log f^{(k)}(X; G, I^*, \phi) - \lambda ||G||_0 \right] \text{ s.t. } \underbrace{\text{Tr} \left(e^{\sigma(\Lambda)} \right) - d = 0}_{\text{Acyclicity constraint}}$$

Bien modéliser les données



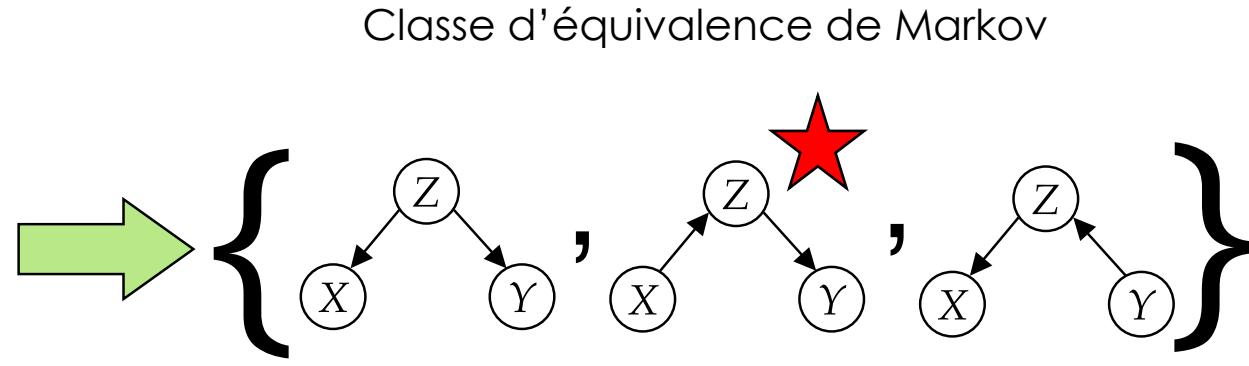
Applications causales:



Les données ne révèlent pas tout

Certaines relations causales laissent la même signature dans les données

X	Y	Z
1.21	1.58	0.33
1.50	1.84	0.51
:	:	:
:	:	:
0.96	1.07	0.11



Tous ces graphes sont **équivalents**, mais **un seul** correspond à la **réalité**.

Typing Assumptions Improve Identification in Causal Discovery



Philippe Brouillard

Mila, Université de Montréal
ServiceNow Research

Alexandre Lacoste

ServiceNow Research

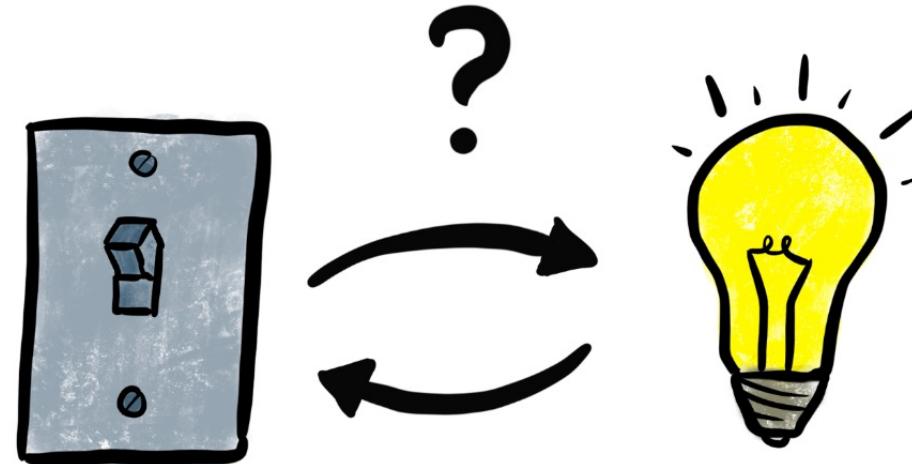
Alexandre Drouin

ServiceNow Research

Sébastien Lachapelle

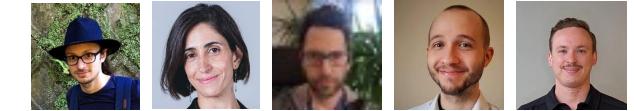
Mila, Université de Montréal
Samsung AI Center Montreal

<https://arxiv.org/abs/2107.10703>



Idée: Exploiter des connaissances a priori sur la nature des variables pour réduire l'ambiguïté

Typing Assumptions Improve Identification in Causal Discovery



Philippe Brouillard

Mila, Université de Montréal
ServiceNow Research

Alexandre Lacoste

ServiceNow Research

Alexandre Drouin

ServiceNow Research

Sébastien Lachapelle

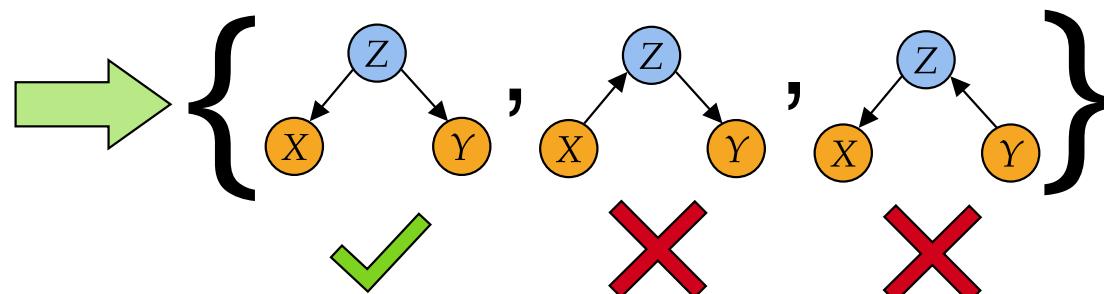
Mila, Université de Montréal
Samsung AI Center Montreal

Perouz Taslakian

Mila, Université de Montréal

<https://arxiv.org/abs/2107.10703>

X	Y	Z
1.21	1.58	0.33
1.50	1.84	0.51
:	:	:
0.96	1.07	0.11



Idée: Exploiter des connaissances a priori sur la nature des variables pour réduire l'ambiguïté

Typing Assumptions Improve Identification in Causal Discovery



Philippe Brouillard

Mila, Université de Montréal
ServiceNow Research

Alexandre Lacoste

ServiceNow Research

Alexandre Drouin

ServiceNow Research

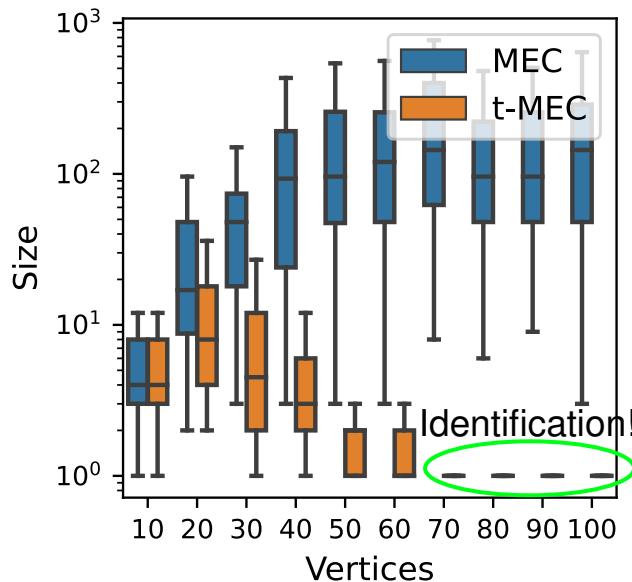
Sébastien Lachapelle

Mila, Université de Montréal
Samsung AI Center Montreal

Perouz Taslakian

Mila, Université de Montréal

<https://arxiv.org/abs/2107.10703>

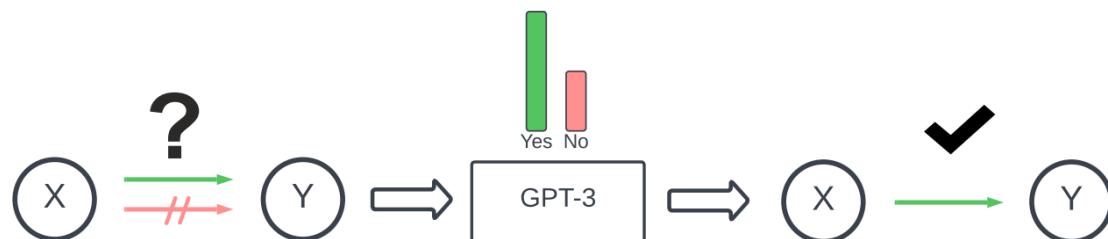


Idée: Exploiter des connaissances a priori sur la nature des variables pour réduire l'ambiguïté

Exploiter les modèles de langage pour apprendre des structures causales



Long et al., 2023 (en cours)



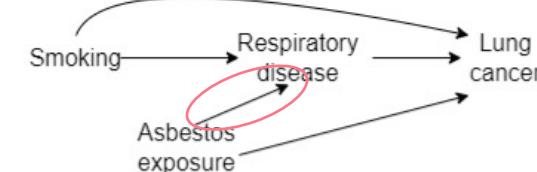
a) Possible directed arrow between X and Y.

b) Evaluate the possibility of an arrow with GPT-3.

c) Compare the GPT-3 prediction with the true structure.

Source: [Long et al. \(2022\), Can Large Language Models Build Causal Graphs?](#)

Idée: Nous exprimons beaucoup d'**information causale** à l'aide du **langage**. Les **modèles de langage** contiennent-ils des connaissances **causales** utiles?



Model: GPT-4

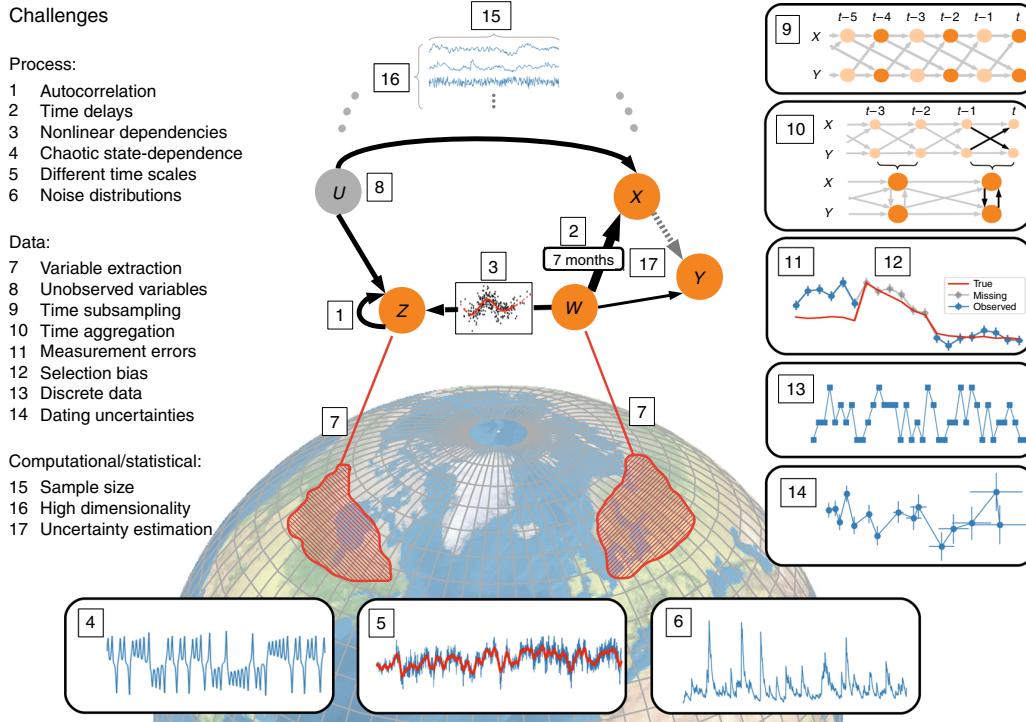
AL Which is more likely:
a) Asbestos exposure causes respiratory diseases
b) Respiratory diseases cause asbestos exposure?

a) Asbestos exposure causes respiratory diseases.

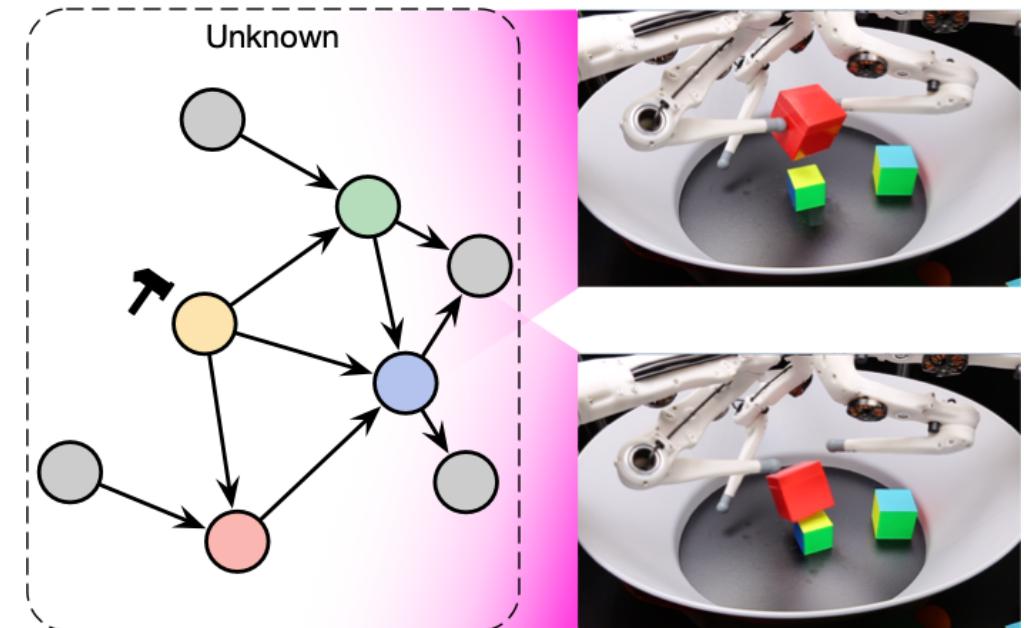
Asbestos is a naturally occurring fibrous mineral that was widely used in construction and other industries due to its heat resistance, strength, and insulating properties. However, when asbestos fibers become airborne and are inhaled, they can become lodged in the lungs, leading to respiratory diseases such as asbestosis, lung cancer, and mesothelioma. The association between asbestos exposure and respiratory diseases is well-established in scientific literature. Respiratory diseases themselves do not cause asbestos exposure.

Apprentissage de représentations causales

But: extraire des variables/relations causales à partir d'observations en haute dimension afin de permettre à un agent de raisonner sur l'effet de ses actions.



Source: [Runge et al. \(2019\)](#)

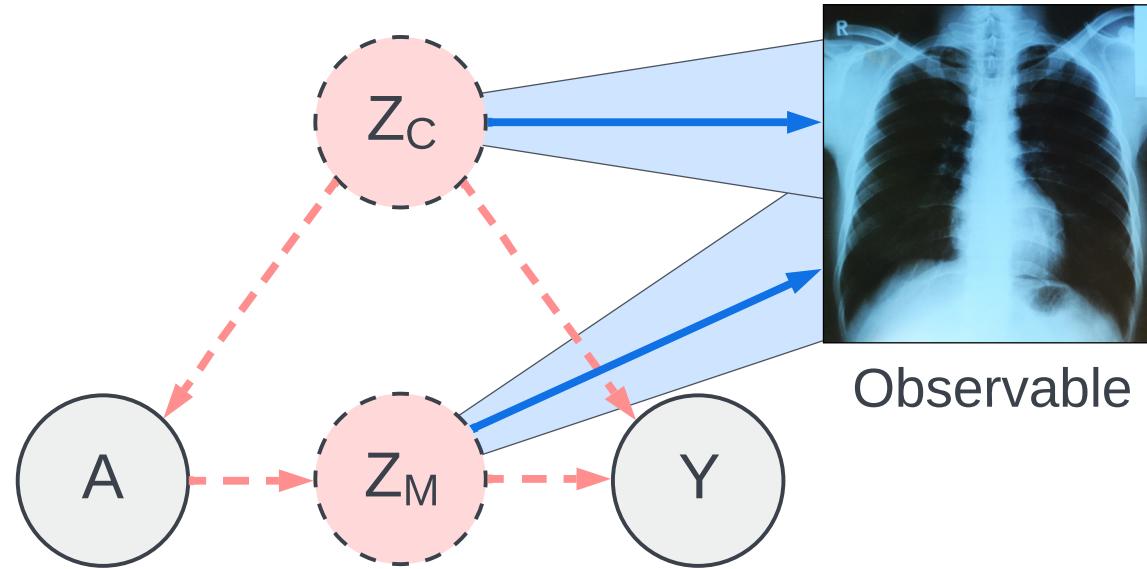


Source: [Schölkopf et al. \(2020\)](#)

Identification par blocs de variables de confusion et de médiateurs



Brouillard et al., 2023 (en cours)



Contribution: Nous ne cherchons pas à identifier tous les Z_C et Z_M . Nous cherchons plutôt à apprendre une représentation qui **ne mélange pas l'information** de ces deux **groupes de variables**.

→ nécessite des hypothèses moins fortes (plus applicable)

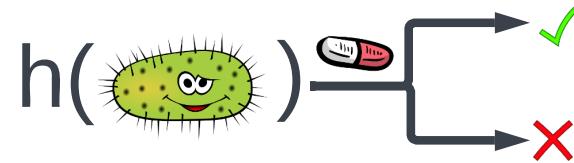
Quand l'invariance révèle la causalité



Une application en génomique

Godon et al., 2023 (en cours)

But: prédire la résistance aux antibiotiques et en identifier les causes



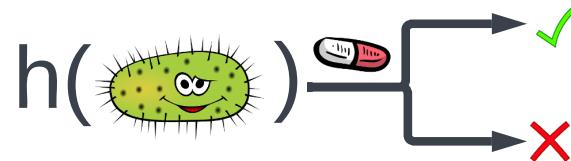
Quand l'invariance révèle la causalité



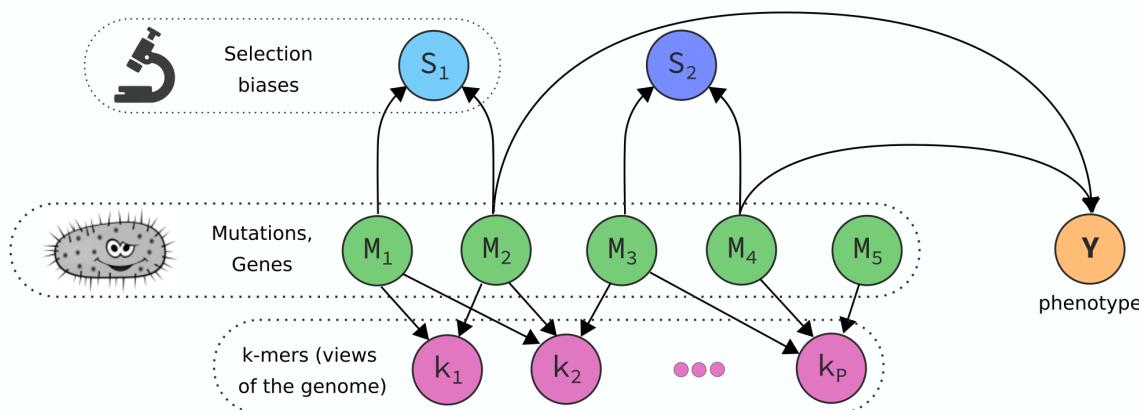
Une application en génomique

Godon et al., 2023 (en cours)

But: prédire la résistance aux antibiotiques et en identifier les causes



Complexité: Le graphe causal est ambigu et contient des millions de variables.



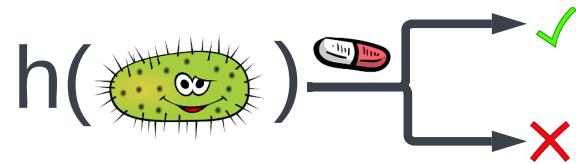
Quand l'invariance révèle la causalité



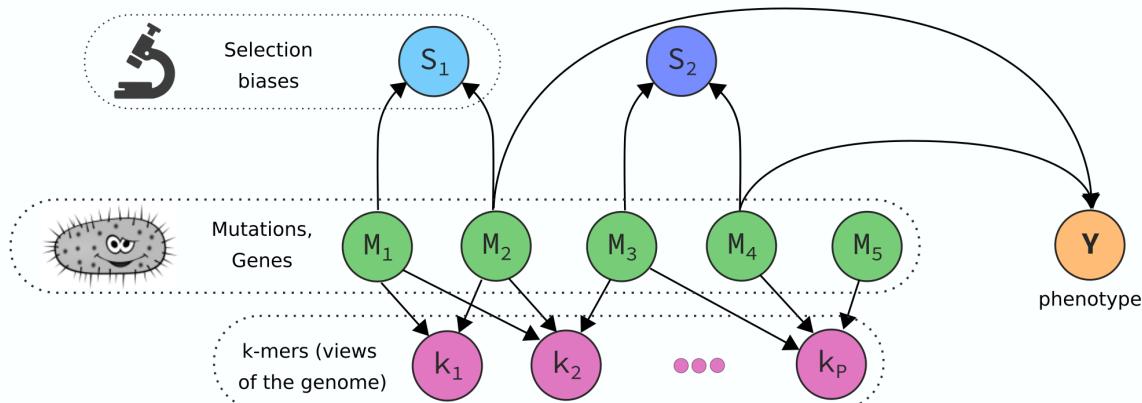
Une application en génomique

Godon et al., 2023 (en cours)

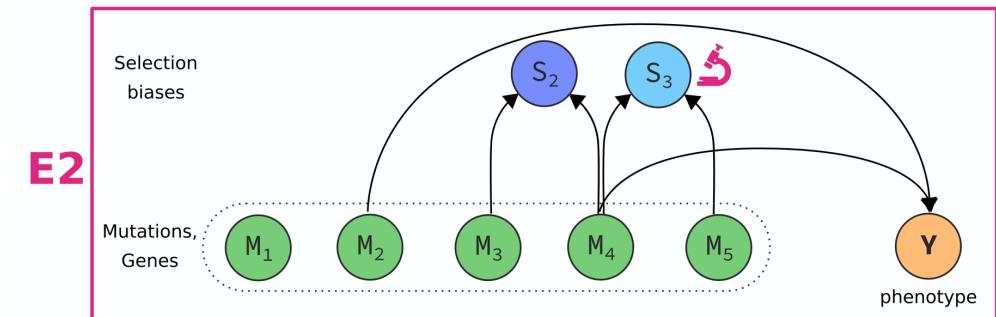
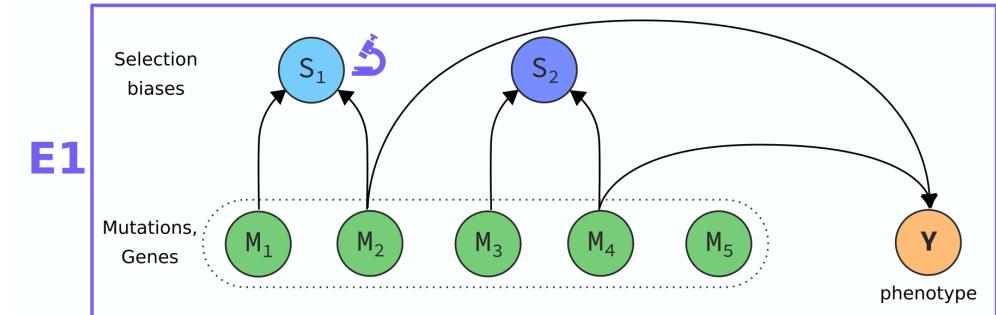
But: prédire la résistance aux antibiotiques et en identifier les causes



Complexité: Le graphe causal est ambigu et contient des millions de variables.



Environnements multiples (hôpitaux, pays, etc.)



Hypothèse: les biais varient selon l'environnement, mais pas les relations causales.

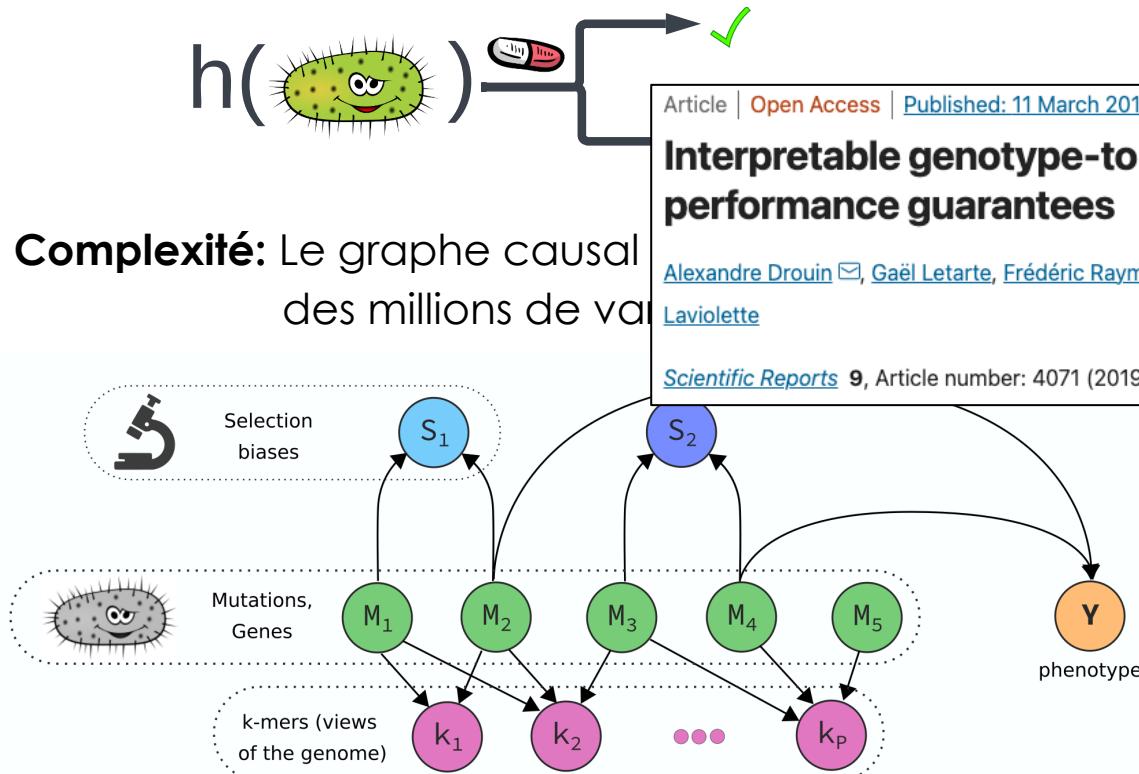
Quand l'invariance révèle la causalité



Une application en génomique

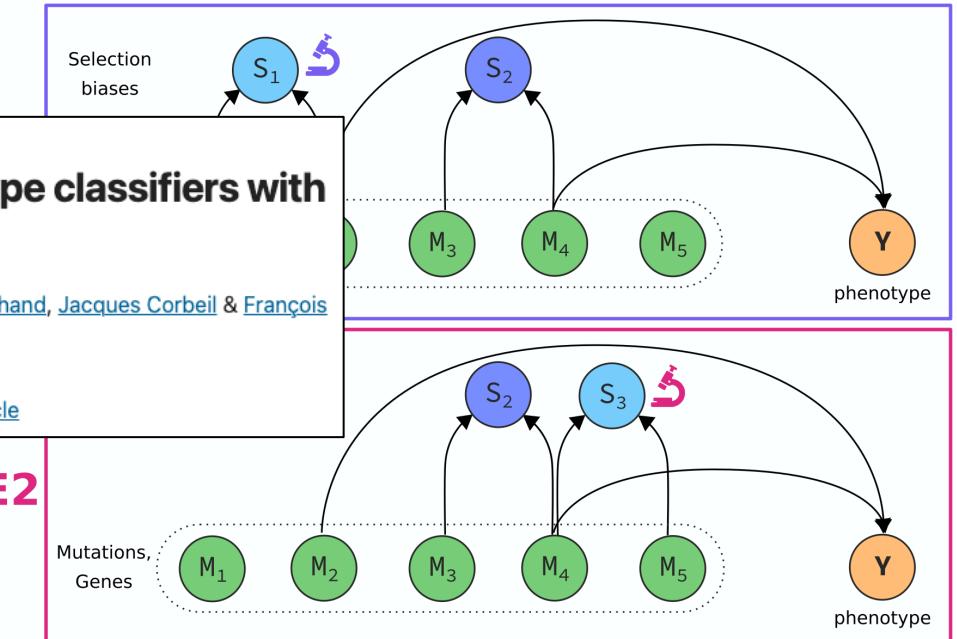
Godon et al., 2023 (en cours)

But: prédire la résistance aux antibiotiques et en identifier les causes



Complexité: Le graphe causal des millions de val

Environnements multiples (hôpitaux, pays, etc.)



Hypothèse: les biais varient selon l'environnement, mais pas les relations causales.

Les modèles de langage sont-ils capables de raisonnement causal?

Using cognitive psychology to understand GPT-3

Marcel Binz  and Eric Schulz [Authors Info & Affiliations](#)

Edited by Terrence Sejnowski, Salk Institute for Biological Studies, La Jolla, CA; received October 29, 2022; accepted November 27, 2022

February 2, 2023 | 120 (6) e2218523120 | <https://doi.org/10.1073/pnas.2218523120>

« This observation suggests that the model was **not able to incorporate** the additional information about the **underlying causal structure** into its inference process [...] »

Can Large Language Models Build Causal Graphs?

Stephanie Long*
Dept. of Family Medicine,
McGill University

Tibor Schuster
Dept. of Family Medicine,
McGill University

Alexandre Piché
Mila, Université de Montréal
ServiceNow Research

« GPT-3's level of **accuracy** in confirming an edge connecting two variables in a DAG **depends on the language used** to describe the relationship. »

Towards Understanding How Machines Can Learn Causal Overhypotheses

Eliza Kosoy*,¹ David M. Chan*,¹ Adrian Liu¹, Jasmine Collins¹, Bryanna Kaufmann¹,
Sandy Han Huang², Jessica B. Hamrick², John Canny¹, Nan Rosemary Ke², Alison Gopnik¹

« [...] language models struggle when the hypotheses are not given, and are **not able to express uncertainty** about the **causal structure** in that case »

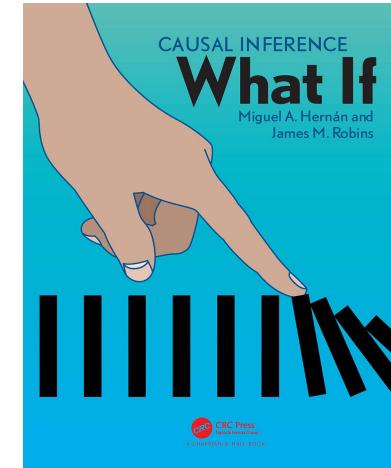
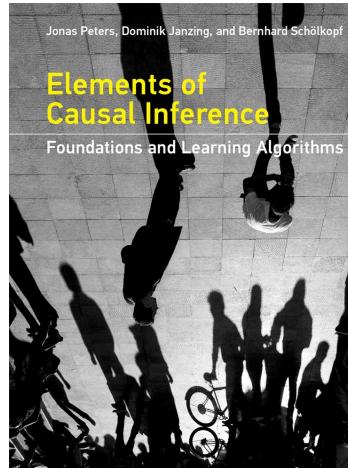
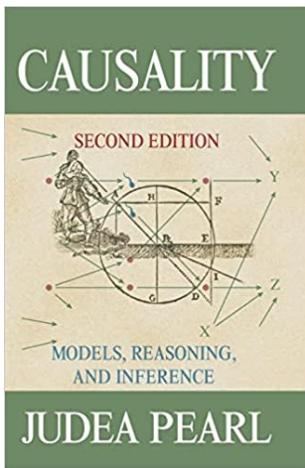
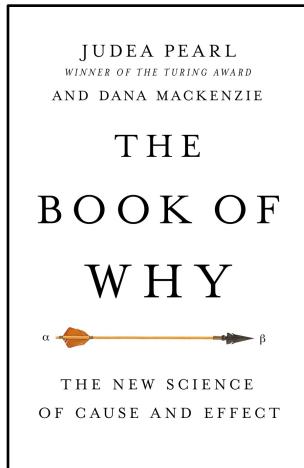
Conclusion

- **Inférence causale:** utiliser les données pour prédire l'effet d'actions
- **Données historiques:** elles sont parfois abondantes, mais doivent être utilisées prudemment
- **Ultimement,** la recherche en inférence causale aidera à concevoir des agents capables de:
 - Mieux comprendre un problème de décision
 - Identifier les actions possibles
 - Évaluer leur potentiel

Merci!

Quelques références utiles:

- Livres:



- Tutoriel pratique:



A practical introduction to causal inference

By: [Alexandre Drouin](#) with contributions from [Matej Zečević](#), [Philippe Brouillard](#), and [Thibaud Godon](#)



Pour en savoir plus:
alexdrouin.com