جامعة زيان عاشور– الجلفة
كلية العلوم الاجتماعية والإنسانية
قسم علم الاجتماع والديمغرافيا

مطبوعة خاصة بمقياس:

# البرمجة والذكاء الاصطناعي1

دروس موجهة إلى طلبة علم الاجتماع الإنحراف والجريمة السنة أولى ماستر M1
وحدة التعليم الأفقية
أعمال تطبيقية
السداسي: الأول الرصيد: 01 المعامل: 01 التقييم: مراقبة مستمرة(100%)

إعداد: الدكتور خيري نوح

السنة الجامعة: 2025/ 2026

جامعة زيان عاشور– الجلفة
كلية العلوم الاجتماعية والإنسانية
قسم علم الاجتماع والديمغرافيا

مطبوعة خاصة بمقياس:

# البرمجة والذكاء الاصطناعي1

دروس موجهة إلى طلبة علم الاجتماع الانحراف والجريمة السنة أولى ماستر M1
وحدة التعليم الأفقية
أعمال تطبيقية
السداسي: الأول الرصيد: 01 المعامل: 01 التقييم: مراقبة مستمرة(100%)

إعداد: الدكتور خيري نوح

السنة الجامعة: 2025/ 2026

**بطاقة تعريف المطبوعة**

**عنوان المطبوعة:** البرمجة والذكاء الاصطناعي 1

**التخصّص:** ماستر علم الاجتماع الانحراف والجريمة

**السداسي:** الأوّل

**نوع الوحدة التكوينية:** تعليم أفقية

**الرصيد:** 01

**المعامل:** 01

**الحجم الساعي السداسي:** 22 ساعة و30 دقيقة

**الحجم الساعي الأسبوعي:** 1 ساعة و30 دقيقة (أعمال تطبيقية)

**طريقة التقييم:** مراقبة مستمرة (100%)

**عدد المحاضرات:** 14 محاضرة + امتحان نهائي

**أهداف التعليم العامة:** تمكين الطلبة من الفهم الشامل حول الذكاء الاصطناعي ومبادئها؛ تعليم الطلبة كيفية تطبيق الذكاء الاصطناعي في مجال العلوم الإنسانية والاجتماعية؛ تدريب الطلبة على بعض استخدامات الذكاء الاصطناعي.

**المعارف المسبقة المطلوبة:** مهارات في الإعلام الآلي؛ مهارات في البحث الوثائقي في شبكة الإنترنت؛ التمكن من إحدى اللغات الأجنبية؛ معارف أولية حول الذكاء الاصطناعي.

**القدرات المكتسبة:** فهم المبادئ الأساسية للذكاء الاصطناعي؛ إدراك أهمية استخدام الذكاء الاصطناعي في البحث العلمي وفي مجال علم الاجتماع؛ اكتساب مهارات أولية في التعامل مع الذكاء الاصطناعي من أجل تحليل البيانات.

## مقدمة عامة للمقرّر

يشهد العالم المعاصر تحوّلاً تقنياً عميقاً تقوده ثورة الذكاء الاصطناعي، التي لم تَعُد مجرّد تخصّص هندسي محض، بل غدت ظاهرة اجتماعية شاملة تُؤثّر على كلّ أبعاد الحياة الإنسانية. وفي ظلّ هذا التحوّل، لم يعد بإمكان العلوم الإنسانية والاجتماعية أن تبقى بمعزل عن هذه التقنيات، بل صار من الضروري أن تُدمج في تكوين الباحثين وأن تُستثمر أدواتها في البحث العلمي. وفي تخصّص علم الاجتماع الانحراف والجريمة على وجه الخصوص، يفتح الذكاء الاصطناعي آفاقاً جديدة لفهم الظاهرة الإجرامية وتحليلها والتنبؤ بأنماطها، لكنّه يطرح في الوقت نفسه تحدّيات منهجية وأخلاقية بالغة.

تُقدّم هذه المطبوعة البيداغوجية مقرّر «البرمجة والذكاء الاصطناعي 1» المخصّص لطلبة الماستر في تخصّص علم الاجتماع الانحراف والجريمة، في إطار وحدة تعليم أفقية. ويهدف المقرّر إلى تمكين الطلبة من الفهم الشامل للذكاء الاصطناعي ومبادئه، وتعليمهم كيفية تطبيقه في مجال العلوم الإنسانية والاجتماعية، وتدريبهم على بعض استخداماته. وتنطلق المطبوعة من فرضية مفادها أنّ الذكاء الاصطناعي ليس أداة محايدة، بل تقنية تتشكّل في سياقات اجتماعية وتُؤثّر على البنى الاجتماعية، وأنّ استخدامه المسؤول في البحث يستلزم وعياً نقدياً يجمع بين الكفاءة التقنية والحساسية السوسيولوجية والأخلاقية.

تنظّم المطبوعة محتواها في أربع عشرة محاضرة تغطّي: المدخل المفاهيمي للذكاء الاصطناعي ولمحته التاريخية، والمفاهيم الأساسية للبرمجة، وأهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي في العلوم الإنسانية والاجتماعية، والمعالجة الآلية للغة، والتعلّم الآلي، والتعلّم العميق، وهندسة الأوامر في جزأين، والإنسانيات الرقمية، والأبعاد الاجتماعية للذكاء الاصطناعي، وصعوبات استخدامه في العلوم الإنسانية والاجتماعية، والآثار السلبية لاستخدامه، وتُختتم بنقاش مفتوح حول مستقبل الذكاء الاصطناعي. وكلّ محاضرة تتضمّن أهداف التعلم، والمعارف المسبقة المطلوبة، والمحتوى العلمي، وخلاصة، وأسئلة مراجعة وتطبيق، ومراجع مُقترَحة للتعمّق.

تعتمد المطبوعة منهجاً وصفياً تحليلياً يجمع بين العرض المفاهيمي والتطبيق العملي، ويستند إلى مقاربة تُدمج البُعد التقني مع البُعد الاجتماعي والأخلاقي. وتستند في تجميع مادتها إلى مراجعة أدبيات أكاديمية متعدّدة اللغات (العربية والفرنسية والإنجليزية)، تشمل مؤلّفات مرجعية في الذكاء الاصطناعي وعلوم البيانات، وتقارير المنظمات الدولية، وأبحاث محكّمة في تقاطع الذكاء الاصطناعي مع علوم

الانحراف والجريمة. وتلتزم المطبوعة بالحياد العلمي وتتجنّب الطرح الأيديولوجي، وتسعى إلى تقديم المعرفة العلمية بصيغة منهجية متدرّجة، مع الحرص على دعم الطرح بالأمثلة والإحصائيات الموثّقة من مصادرها الأصلية، وتوثيق المراجع وفق النمط الأكاديمي المعتمد.

# جدول المحتويات

## المحتويات


بطاقة تعريف المطبوعة ..... 1

مقدمة عامة للمقرّر ..... 2

جدول المحتويات ..... 4

المحاضرة الأولى: مدخل مفاهيمي عام حول الذكاء الاصطناعي ..... 9

1.1 تعريف الذكاء الاصطناعي: الدلالة اللغوية والاصطلاحية ..... 9

1.2 أنواع الذكاء الاصطناعي ..... 10

1.3 العلاقة المعرفية بين الذكاء الاصطناعي والعلوم الإنسانية والاجتماعية ..... 10

1.4 الفرق بين الذكاء الاصطناعي والذكاء البشري ..... 11

1.5 تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المجتمع المعاصر ..... 11

1.6 تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المجتمع المعاصر ..... 12

1.7 الفرق بين الذكاء الاصطناعي والذكاء البشري ..... 12

1.8 الفلسفة وراء الذكاء الاصطناعي ..... 13

المحاضرة الثانية: لمحة تاريخية عن تطوّر الذكاء الاصطناعي ..... 15

2.1 المرحلة التأسيسية: مؤتمر دارتموث 1956 ونشأة الحقل ..... 15

2.2 الذكاء الاصطناعي الرمزي وفترات الشتاء ..... 16

2.3 النهضة الحديثة: من تعلّم الآلة إلى التعلّم العميق ..... 16

2.4 الدروس المستخلصة من تاريخ الذكاء الاصطناعي ..... 17

2.4 أعمال روّاد الذكاء الاصطناعي ..... 18

2.5 الدروس المستخلصة من تاريخ الذكاء الاصطناعي ..... 18

2.6 تأثير الذكاء الاصطناعي على تطوّر العلوم ..... 18

المحاضرة الثالثة: المفاهيم الأساسية (المتغيّرات، الجمل الشرطية، الحلقات، الدوال) ..... 20

3.1 المتغيّرات وأنواع البيانات ..... 20

3.2 الجمل الشرطية: منطق اتخاذ القرار ..... 21
3.3 الحلقات التكرارية والدوال ..... 21
3.4 مثال تطبيقي: كتابة برنامج بسيط لتحليل بيانات جنائية..... 22
3.5 مكتبات بايثون الأساسية لتحليل البيانات ..... 22
3.6 مثال تطبيقي: كتابة برنامج بسيط لتحليل بيانات جنائية..... 23
3.7 مكتبات بايثون الأساسية لتحليل البيانات ..... 23
المحاضرة الرابعة: أهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي في العلوم الإنسانية والاجتماعية ..... 25
4.1 تحوّل المناهج في العلوم الاجتماعية مع الثورة الرقمية..... 25
4.2 أهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي للباحث في علوم الانحراف..... 26
4.3 مجالات تطبيق الذكاء الاصطناعي في البحث الجنائي..... 26
4.4 نماذج تطبيقية: الذكاء الاصطناعي في تحليل الجريمة ..... 27
4.4 نماذج تطبيقية: الذكاء الاصطناعي في تحليل الجريمة ..... 28
4.5 التكامل بين البحث الكمّي والنوعي في زمن الذكاء الاصطناعي ..... 28
4.6 أخلاقيات استخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الجنائي..... 28
المحاضرة الخامسة: المعالجة الآلية للغة..... 30
5.1 تعريف المعالجة الآلية للغات الطبيعية..... 30
5.2 مراحل معالجة النصوص..... 31
5.3 تطبيقات NLP في تحليل الخطاب الجنائي والاجتماعي..... 31
5.4 تحديات معالجة اللغة العربية..... 32
5.5 دراسة حالة: تحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية ..... 32
5.6 نماذج اللغة الكبيرة وتطوّر NLP..... 33
5.5 دراسة حالة: تحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية ..... 33
5.7 نماذج اللغة العربية في معالجة النصوص ..... 34
5.8 التحليل العاطفي (Sentiment Analysis) وتطبيقاته ..... 34
المحاضرة السادسة: التعلّم الآلي..... 36

6.1 تعريف التعلّم الآلي وأنواعه ..... 36
6.2 خطوات بناء نموذج تعلّم آلي ..... 37
6.3 خوارزميات التعلّم الآلي الرئيسية ..... 37
6.4 تقييم نماذج التعلّم الآلي: مؤشّرات الأداء ..... 38
6.5 تطبيقات التعلّم الآلي في علوم الانحراف: أمثلة ..... 39
6.6 تقييم نماذج التعلّم الآلي: مؤشّرات الأداء ..... 39
المحاضرة السابعة: التعلّم العميق ..... 41
7.1 تعريف التعلّم العميق وتمييزه عن التعلّم الآلي ..... 41
7.2 بنية الشبكات العصبية الاصطناعية ..... 42
7.3 إشكاليات «الصندوق الأسود» وقابلية التفسير ..... 42
7.4 تطبيقات التعلّم العميق في علوم الانحراف ..... 43
7.5 تطوّر النماذج التوليدية والآثار الاجتماعية ..... 43
7.6 بنية الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) بالتفصيل ..... 44
7.7 تحدّيات تدريب الشبكات العميقة ..... 44
7.8 تطوّر النماذج اللغوية الكبيرة: من GPT-1 إلى GPT-4 ..... 45
7.9 التعلّم بالانتقال (Transfer Learning) وأهمّيته ..... 45
المحاضرة الثامنة: هندسة الأوامر في الذكاء الاصطناعي، الجزء الأول ..... 47
8.1 تعريف هندسة الأوامر وأهمّيتها ..... 47
8.2 بنية الأمر الفعّال ومكوّناته ..... 48
8.3 أنواع الأوامر واستخداماتها في البحث ..... 48
8.4 أمثلة تطبيقية لهندسة الأوامر في البحث السوسيولوجي ..... 49
8.5 أمثلة تطبيقية لهندسة الأوامر في البحث السوسيولوجي ..... 49
المحاضرة التاسعة: هندسة الأوامر في الذكاء الاصطناعي، الجزء الثاني ..... 51
9.1 تقنيات هندسة الأوامر المتقدّمة ..... 51
9.2 استراتيجيات تحسين جودة الإجابات ..... 52

9.3 تطبيقات هندسة الأوامر في علوم الانحراف وحدودها ..... 52
9.4 أخلاقيات هندسة الأوامر في البحث الجنائي..... 53
9.5 أدوات الذكاء الاصطناعي المساعدة في البحث الأكاديمي ..... 53
9.6 أخلاقيات هندسة الأوامر في البحث الجنائي..... 54
9.7 أدوات الذكاء الاصطناعي المساعدة في البحث الأكاديمي ..... 54
المحاضرة العاشرة: الإنسانيات الرقمية..... 56
10.1 تعريف الإنسانيات الرقمية ومجالها ..... 56
10.2 تطوّر الإنسانيات الرقمية ومناهجها..... 57
10.3 دور الذكاء الاصطناعي وتطبيقات DH في دراسة الانحراف ..... 57
10.4 نماذج مشاريع الإنسانيات الرقمية في علم الاجتماع الجنائي..... 58
10.5 الإنسانيات الرقمية والبحث الجنائي: أمثلة عربية وعالمية ..... 58
10.6 التطوّر التاريخي للإنسانيات الرقمية..... 59
المحاضرة الحادية عشرة: الأبعاد الاجتماعية للذكاء الاصطناعي..... 61
11.1 الأبعاد الاجتماعية والثقافية للذكاء الاصطناعي ..... 61
11.2 إشكاليات التحيّز الخوارزمي والإنصاف..... 62
11.3 آثار الذكاء الاصطناعي على العمل والمهن والحوكمة..... 62
11.4 الإطار النظري السوسيولوجي لتحليل الذكاء الاصطناعي..... 63
11.5 السوسيولوجيا النقدية للذكاء الاصطناعي..... 64
11.6 الإطار النظري السوسيولوجي لتحليل الذكاء الاصطناعي..... 64
المحاضرة الثانية عشرة: صعوبات استخدام الذكاء الاصطناعي في العلوم الإنسانية والاجتماعية ..... 66
12.1 الصعوبات المنهجية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي ..... 66
12.2 إشكاليات جودة البيانات وتمثيليتها ..... 67
12.3 تحدّيات قابلية التفسير والتكرارية..... 67
12.4 استراتيجيات تجاوز صعوبات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي ..... 68
12.5 إشكاليات الأخلاقيات البحثية مع الذكاء الاصطناعي ..... 69

12.6 إشكاليات الأخلاقيات البحثية مع الذكاء الاصطناعي ..... 69
12.7 التكامل بين البحث الكمّي والنوعي في زمن الذكاء الاصطناعي..... 70
12.8 استراتيجيات تجاوز صعوبات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي ..... 70
المحاضرة الثالثة عشرة: الآثار السلبية لاستخدام الذكاء الاصطناعي..... 72
13.1 الآثار السلبية الاجتماعية والأخلاقية..... 72
13.2 مخاطر المراقبة الجماعية وانتهاك الخصوصية..... 73
13.3 مخاطر الأمن السيبراني والاستخدامات الخبيثة..... 73
13.4 دراسات حالة في الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي..... 74
13.5 دراسات حالة في الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي..... 74
13.6 مستقبل الجريمة والذكاء الاصطناعي: سيناريوهات ..... 75
المحاضرة الرابعة عشرة: نقاش مفتوح حول مستقبل الذكاء الاصطناعي..... 77
14.1 سيناريوهات مستقبل الذكاء الاصطناعي ..... 77
14.2 آفاق تكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف والجريمة ..... 78
14.3 توجّهات البحث المستقبلي ودور الباحث..... 78
14.4 نحو أخلاقيات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية ..... 79
14.5 توصيات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف..... 79
14.6 توصيات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف..... 80
14.7 نحو أخلاقيات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية ..... 80
ملحق: مسرد المفاهيم الأساسية..... 82
الخاتمة العامة للمقرّر ..... 87
قائمة المراجع ..... 88

## المحاضرة الأولى: مدخل مفاهيمي عام حول الذكاء الاصطناعي

### أهداف التعلم:

- تعريف الذكاء الاصطناعي لغوياً واصطلاحياً وتمييزه عن المفاهيم المجاورة.
- تمييز أنواع الذكاء الاصطناعي (الضيق، العام، الخارق) وخصائص كلّ نوع.
- إدراك العلاقة المعرفية بين الذكاء الاصطناعي والعلوم الإنسانية والاجتماعية.
- فهم المجالات التطبيقية للذكاء الاصطناعي في دراسة الانحراف والجريمة.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- مهارات في الإعلام الآلي (استخدام الحاسوب والأنظمة الرقمية).
- مهارات في البحث الوثائقي في شبكة الإنترنت.
- معارف أولية حول الذكاء الاصطناعي.

### 1.1 تعريف الذكاء الاصطناعي: الدلالة اللغوية والاصطلاحية

يُشير مصطلح «الذكاء الاصطناعي» (Artificial Intelligence) في دلالته اللغوية إلى محاكاة الذكاء البشري بواسطة آلات أو أنظمة حاسوبية. وقد ظهر هذا المصطلح رسمياً في مؤتمر دارتموث سنة 1956، حيث صاغه جون مكارثي وزملاؤه لوصف «علم وهندسة صنع آلات ذكية» (McCarthy et al., 2006). وفي دلالته الاصطلاحية المعاصرة، يُعرَّف الذكاء الاصطناعي بأنه «قدرة نظام حاسوبي على أداء مهام تتطلّب عادةً ذكاءً بشرياً، كالإدراك الحسّي، والتفكير، والتعلّم، واتخاذ القرار، وحلّ المشكلات» (Russell & Norvig, 2021). ويُمثّل هذا التعريف الإجرائي الأساس الذي تنطلق منه الأدبيات الأكاديمية في تحديد مجال الذكاء الاصطناعي وحدوده المعرفية والتطبيقية.

ويتميّز الذكاء الاصطناعي عن البرمجة التقليدية بكونه لا يُبرمَج لحلّ مشكلة محدّدة بخطوات جاهزة، بل يُدرَّب على استخلاص الأنماط من البيانات واتخاذ قرارات بناءً عليها. وتُمثّل هذه الخاصية — أي القدرة على التعلّم من البيانات — جوهر ما يُسمّى «الذكاء» في هذه الأنظمة، وإن كان ذكاءً محدوداً ومجالياً لا يمتلك الوعي الذاتي الذي يميّز الذكاء البشري. ومن المنظور السوسيولوجي، يُعدّ الذكاء

الاصطناعي منتجاً اجتماعياً وثقافياً بقدر ما هو منتج تقني، إذ تتشكّل خوارزمياته وأهدافه واستخداماته ضمن سياقات اجتماعية مؤسّسية تحمل قيماً ومصالحاً ورؤى للعالم (Crawford, 2021).

## 1.2 أنواع الذكاء الاصطناعي

تُميّز الأدبيات العلمية بين ثلاثة أنواع رئيسية من الذكاء الاصطناعي. النوع الأول هو «الذكاء الاصطناعي الضيّق» أو «الضعيف» (Artificial Narrow Intelligence, ANI)، ويُشير إلى الأنظمة المصمّمة لأداء مهمّة محدّدة كالتعرف على الصور أو ترجمة النصوص أو تشخيص الأمراض. وكلّ الأنظمة الموجودة اليوم، بما فيها النماذج اللغوية الكبيرة كـChatGPT، تنتمي إلى هذا النوع. النوع الثاني هو «الذكاء الاصطناعي العام» (Artificial General Intelligence, AGI)، ويُشير إلى أنظمة قادرة على أداء أيّ مهمّة معرفية يقوم بها الإنسان، وهو ما لم يتحقّق بعد وإن كان موضع بحث مكثّف (Bostrom, 2014). النوع الثالث هو «الذكاء الاصطناعي الخارق» (Artificial Superintelligence, ASI)، ويُشير إلى أنظمة تتجاوز الذكاء البشري في كلّ المجالات، وهو افتراضي ويثير جدلاً فلسفياً وأخلاقياً واسعاً.

ومن منظور علم الاجتماع الانحراف والجريمة، يكتسي التمييز بين هذه الأنواع أهمية بالغة. فالأنظمة الضيّقة الموجودة اليوم تُستخدم فعلياً في مجالات العدالة الجنائية (التنبؤ بالعودة إلى الإجرام، تحليل أنماط الجريمة، التعرّف على الوجوه في التحقيقات). غير أنّ إشكاليات الإنصاف والتحيّز الأخلاقي تظهر بقوّة في هذه الأنظمة، لأنها قد تُعيد إنتاج تفاوتات اجتماعية قائمة في بياناتها التدريبية (O'Neil, 2016). أمّا السيناريوهات المستقبلية المتعلّقة بالذكاء العام أو الخارق فتطرح أسئلة وجودية حول السيطرة البشرية على القرار الجنائي والمساءلة المؤسّسية، وهي أسئلة تستلزم مقاربة سوسيولوجية نقدية تجاوز التصوّر التقني المحض.

## 1.3 العلاقة المعرفية بين الذكاء الاصطناعي والعلوم الإنسانية والاجتماعية

لم يعد الذكاء الاصطناعي مجرّد تخصّص هندسي محض، بل أصبح حقلاً تتقاطع فيه العلوم الدقيقة مع العلوم الإنسانية والاجتماعية. فمن جهة، يستعير الذكاء الاصطناعي مفاهيمه النظرية من علوم الإدراك واللسانيات والمنطق الفلسفي؛ ومن جهة أخرى، يُعيد تشكيل الممارسات البحثية في العلوم الاجتماعية عبر توفير أدوات لتحليل كميات هائلة من البيانات الاجتماعية (Salganik, 2018). ويُمثّل

ما يُسمّى «العلوم الاجتماعية الحاسوبية» (Computational Social Science) مجالاً معرفياً ناشئاً يجمع بين المناهج الكمية التقليدية في علم الاجتماع وأدوات تعلّم الآلة ومعالجة اللغات الطبيعية (Lopez, 2021).

وفي تخصّص علم الاجتماع الانحراف والجريمة، يفتح الذكاء الاصطناعي آفاقاً جديدة للبحث: تحليل الخطاب الإجرامي في الشبكات الاجتماعية، التنبؤ بأنماط الإجرام في الفضاء الحضري، تحليل العوامل الاجتماعية المرتبطة بالعودة إلى الإجرام، دراسة التحيّزات المؤسّسية في القرارات الجنائية. غير أنّ هذا التفتّح المعرفي يستلزم في الوقت نفسه حذراً نقدياً، إذ يطرح أسئلة جوهرية حول: طبيعة المعرفة المنتجَة (هل هي تفسيرية أم تنبؤية؟)، وموقع الباحث (هل هو مراقب أم منخرط؟)، ومسؤولية العالم الاجتماعي تجاه الاستخدامات الاجتماعية لأبحاثه (Merton, 1972). ومن ثَمّ، فإنّ الإدماج المسؤول للذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف يستلزم تكوين باحثين يجمعون بين الكفاءة التقنية والوعي الإبستمولوجي والأخلاقي.

### 1.4 الفرق بين الذكاء الاصطناعي والذكاء البشري

على الرغم من التطوّر الكبير في الذكاء الاصطناعي، يبقى الذكاء البشري يختلف عنه في عدة جوانب جوهرية. أوّلاً، الذكاء البشري «شامل» (General) بينما الذكاء الاصطناعي الحالي «مجالياً» (Narrow). ثانياً، الذكاء البشري يستند إلى الوعي والتجربة الذاتية (Consciousness)، بينما الأنظمة الذكية تفتقر للوعي. ثالثاً، الذكاء البشري «مُتجسّد» (Embodied) ينخرط في العالم عبر الجسد، بينما الأنظمة الذكية «غير متجسّدة» تعمل في الفضاء الرقمي. رابعاً، الذكاء البشري قادر على التعلّم من أمثلة قليلة (Few-shot Learning) وإنشاء مفاهيم جديدة، بينما الأنظمة الذكية تتطلّب كميات هائلة من البيانات. خامساً، الذكاء البشري يحمل بُعداً أخلاقياً واجتماعياً يتشكّل في التربية والثقافة. وهذه الفروقات ذات دلالة سوسيولوجية مهمّة: فالقرار البشري في العدالة الجنائية يحمل مسؤولية أخلاقية، بينما القرار الآلي يطرح إشكالية المساءلة (Mitchell, 2019).

### 1.5 تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المجتمع المعاصر

تتعدّد تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المجتمع المعاصر وتشمل مجالات الحياة اليومية والمؤسّسية. في الصحة: تشخيص الأمراض، اكتشاف الأدوية، التطبيب عن بُعد. في التعليم: التعلّم

المُخصّص، التقييم الآلي، المساعدات التعليمية الذكية. في النقل: السيارات ذاتية القيادة، تنظيم المرور. في الإعلام: توليد المحتوى، توصية المحتوى، الترجمة الآلية. في الأمن: التعرّف على الوجوه، تحليل أنماط الجريمة. في الإدارة: أتمتة المهامّ، تحليل البيانات الضخمة. وفي كلّ مجال، تُطرح إشكاليات اجتماعية وأخلاقية خاصة، تستدعي المقاربة السوسيولوجية النقدية. وفي مجال علم الاجتماع الانحراف والجريمة تحديداً، تُمثّل تطبيقات الذكاء الاصطناعي في الأمن والعدالة الجنائية أكثر الإشكاليات حساسية، لأنّها تتعامل مباشرة مع حقوق الأفراد وحرّيتهم (Ferguson, 2017).

## 1.6 تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المجتمع المعاصر

تتعدّد تطبيقات الذكاء الاصطناعي في المجتمع المعاصر وتشمل مجالات الحياة اليومية والمؤسّسية. في الصحة: تشخيص الأمراض، اكتشاف الأدوية، التطبيب عن بُعد. في التعليم: التعلّم المُخصّص، التقييم الآلي، المساعدات التعليمية الذكية. في النقل: السيارات ذاتية القيادة، تنظيم المرور. في الإعلام: توليد المحتوى، توصية المحتوى، الترجمة الآلية. في الأمن: التعرّف على الوجوه، تحليل أنماط الجريمة. في الإدارة: أتمتة المهامّ، تحليل البيانات الضخمة. وفي كلّ مجال، تُطرح إشكاليات اجتماعية وأخلاقية خاصة، تستدعي المقاربة السوسيولوجية النقدية. وفي مجال علم الاجتماع الانحراف والجريمة تحديداً، تُمثّل تطبيقات الذكاء الاصطناعي في الأمن والعدالة الجنائية أكثر الإشكاليات حساسية، لأنّها تتعامل مباشرة مع حقوق الأفراد وحرّيتهم (Ferguson, 2017; Crawford, 2021).

## 1.7 الفرق بين الذكاء الاصطناعي والذكاء البشري

على الرغم من التطوّر الكبير في الذكاء الاصطناعي، يبقى الذكاء البشري يختلف عنه في عدة جوانب جوهرية. أوّلاً، الذكاء البشري «شامل» (General) بينما الذكاء الاصطناعي الحالي «مجالياً» (Narrow). ثانياً، الذكاء البشري يستند إلى الوعي والتجربة الذاتية (Consciousness)، بينما الأنظمة الذكية تفتقر للوعي. ثالثاً، الذكاء البشري «مُتجسّد» (Embodied) ينخرط في العالم عبر الجسد، بينما الأنظمة الذكية «غير متجسّدة» تعمل في الفضاء الرقمي. رابعاً، الذكاء البشري قادر على التعلّم من أمثلة قليلة (Few-shot Learning) وإنشاء مفاهيم جديدة، بينما الأنظمة الذكية تتطلّب كميات هائلة من البيانات. خامساً، الذكاء البشري يحمل بُعداً أخلاقياً واجتماعياً يتشكّل في التربية والثقافة. وهذه الفروقات

ذات دلالة سوسيولوجية مهمّة: فالقرار البشري في العدالة الجنائية يحمل مسؤولية أخلاقية، بينما القرار الآلي يطرح إشكالية المساءلة (Mitchell, 2019; Floridi, 2020).

## 1.8 الفلسفة وراء الذكاء الاصطناعي

يطرح الذكاء الاصطناعي أسئلة فلسفية عميقة حول طبيعة العقل والوعي والمعرفة. السؤال الفلسفي الأول: هل يمكن للآلة أن تفكّر؟ طرحه تورينغ (1950) وما زال يُناقَش. السؤال الثاني: ما العلاقة بين الذكاء والوعي؟ فالنماذج اللغوية تُنتج نصوصاً ذكية دون أن تكون «واعية». السؤال الثالث: ما طبيعة المعرفة المُنتَجة آلياً؟ هل هي معرفة حقيقية أم محاكاة لها؟ السؤال الرابع: ما حدود التشبيه بين العقل البشري والآلة؟ فالعقل البشري متجسّد ومُنفعل وجزء من عالم اجتماعي، بينما الآلة مجرّدة. هذه الأسئلة ليست مجرّد تأمّلات فلسفية، بل تُؤثّر على كيفية تصميم الأنظمة وتقييمها واستخدامها. وفي مجال علوم الانحراف، تُؤثّر هذه الأسئلة على مثلاً: هل يجوز استخدام نظام «ذكي» لاتخاذ قرار جنائي إذا لم يكن «يفهم» فعلاً ما يقرّره؟ الفلسفة هنا ليست ترفاً، بل أساس للتفكير المسؤول حول التقنية (Floridi, 2020; Copeland & Proudfoot, 2020).

### خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الأولى المفهوم اللغوي والاصطلاحي للذكاء الاصطناعي، وتمييزه عن البرمجة التقليدية. واستعرضت أنواعه الثلاثة (الضيّق، العام، الخارق) وخصائص كلّ نوع وواقعه التطبيقي الراهن. وأبرزت العلاقة المعرفية التقاطعية بين الذكاء الاصطناعي والعلوم الإنسانية والاجتماعية، خاصة في مجال علوم الانحراف والجريمة، مع الإشارة إلى ضرورة المقاربة النقدية الإبستمولوجية والأخلاقية.

### أسئلة المراجعة والتطبيق:

• عرّف الذكاء الاصطناعي لغوياً واصطلاحياً، ووضّح الفرق بينه وبين البرمجة التقليدية.

• قارن بين الأنواع الثلاثة للذكاء الاصطناعي (ANI، AGI، ASI) من حيث الواقع والآفاق.

• كيف تتقاطع العلوم الاجتماعية الحاسوبية مع علم الاجتماع الانحراف والجريمة؟ أعطِ أمثلة تطبيقية.

• ناقش الأبعاد الإبستمولوجية والأخلاقية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث في الانحراف.

• لماذا يُعدّ الذكاء الاصطناعي منتجاً اجتماعياً وثقافياً وليس مجرّد منتج تقني؟

**مراجع المحاضرة:** McCarthy et al., 2006؛ Russell & Norvig, 2021؛ Crawford, 2021؛ Bostrom, 2014؛ O'Neil, 2016؛ Salganik, 2018؛ Lopez, 2021؛ Merton, 1972

## المحاضرة الثانية: لمحة تاريخية عن تطوّر الذكاء الاصطناعي

### أهداف التعلم:

- استعراض المراحل التاريخية الكبرى لتطوّر الذكاء الاصطناعي منذ التأسيس.
- فهم السياق العلمي والاجتماعي لظهور الذكاء الاصطناعي.
- إدراك فترات «الشتاء الذكاء الاصطناعي» وأسبابها وآثارها.
- ربط التطوّر التاريخي للذكاء الاصطناعي بتحوّلات المجتمعات الإنسانية.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرة الأولى (المدخل المفاهيمي).
- معرفة عامة بتاريخ العلوم.

### 2.1 المرحلة التأسيسية: مؤتمر دارتموث 1956 ونشأة الحقل

يُعدّ مؤتمر دارتموث (Dartmouth Conference) الذي عُقد سنة 1956 في كلية دارتموث بنيوهامبشاير بالولايات المتحدة اللحظة التأسيسية الرسمية لحقل الذكاء الاصطناعي. ففيه صاغ جون مكارثي مع زملائه مارفن مينسكي، وناثانيل روكستر، وكلود شانون، مصطلح « Artificial Intelligence» لأوّل مرّة، وعرضوا مشروعاً بحثياً طموحاً يفترض أن «كلّ جوانب التعلّم أو أيّ ميزة أخرى للذكاء يمكن من حيث المبدأ أن تُوصف بدقّة بحيث يمكن محاكاتها بآلة» ( McCarthy et al., 2006). وقد شكّل هذا المؤتمر نقطة تجمّع للباحثين العاملين على محاكاة الذكاء البشري، وأسّس لتعاون علمي امتدّ لعقود.

وقد سبق هذا المؤتمر إرهاصات نظريات مهمّة. ففي سنة 1950، نشر آلان تورينغ مقالته الشهيرة «الآلات الحاسبة والذكاء» في مجلّة Mind، التي اقترح فيها ما يُعرف بـ«اختبار تورينغ» ( Turing Test) لقياس قدرة الآلة على محاكاة الذكاء البشري في المحادثة (Turing, 1950). وقد شكّلت هذه المقالة الأساس الفلسفي والتطبيقي للنقاش حول إمكانية التفكير الآلي. كما أسهمت أعمال وارن مكالوك ووالتر بيتس سنة 1943 حول «الخلايا العصبية الاصطناعية» في تأسيس ما سيُعرف لاحقاً بالشبكات العصبية. ومن المنظور السوسيولوجي، يُمثّل هذا التأسيس لحظة اجتماعية–معرفية تتفاعل فيها عوامل

متعدّدة: التطوّر التقني للحاسوب، والحرب الباردة وتمويل البحث العسكري، والأجواء العلمية المتفائلة في الجامعات الأمريكية.

## 2.2 الذكاء الاصطناعي الرمزي وفترات الشتاء

بعد التأسيس، هيمن على حقل الذكاء الاصطناعي ما يُسمّى «الذكاء الاصطناعي الرمزي» (Symbolic AI) أو «الذكاء الاصطناعي القائم على القواعد» (Rule-based AI)، الذي يعتمد على تمثيل المعرفة برموز منطقية وقواعد استدلال. وقد أثمرت هذه المرحلة أنظمة خبرة كثيرة في مجالات الطبّ والكيمياء والقانون. غير أنّ هذا النموذج اصطدم بحدود أساسية: صعوبة تمثيل المعرفة الضمنية، وهشاشة الأنظمة عند مواجهة حالات غير مُحدَّدة سلفاً. وقد أدّى ذلك إلى ما يُعرف بـ«شتاء الذكاء الاصطناعي» (AI Winter)، وهو فترة تراجع التمويل والاهتمام بالحقل، حدثت مرّتين تقريباً: في أواخر السبعينيات وأوائل التسعينيات (Nilsson, 2010).

وقد كان لـ«شتاء الذكاء الاصطناعي» أسباب متعدّدة: إخفاق الأنظمة الرمزية في تحقيق الوعود المبالغ فيها (كالترجمة الآلية الكاملة أو فهم اللغة الطبيعية)، عدم كفاية القدرة الحاسوبية المتاحة آنذاك، محدودية البيانات المتاحة للتدريب، وتراجع التمويل الحكومي خاصة بعد تقرير لايتهيل ( Lighthill Report) في بريطانيا سنة 1973. ومن المنظور السوسيولوجي، يكشف «شتاء الذكاء الاصطناعي» عن دينامية مؤسّسية مهمّة: العلاقة بين الوعد العلمي والتمويل، وتأثير السياسات العمومية على مسار البحث العلمي، ودور المجتمع العلمي في تنظيم التوقّعات. ويُمثّل هذا الدرس تذكيراً بأهمّية الوعي الإبستمولوجي وتجنّب المبالغة في تقديرات الإمكانات التقنية، وهو ما ينطبق اليوم على الإثارة المفرطة حول الذكاء الاصطناعي التوليدي.

## 2.3 النهضة الحديثة: من تعلّم الآلة إلى التعلّم العميق

بدأت نهضة الذكاء الاصطناعي الحديثة في أواخر التسعينيات وبداية الألفية الثالثة، مدفوعة بثلاثة عوامل متظافرة. العامل الأول هو التطوّر الهائل في القدرة الحاسوبية، خاصة مع ظهور وحدات المعالجة الرسومية (GPU) التي أتاحت التدريب الفعّال للشبكات العصبية الكبيرة. العامل الثاني هو توافر كميات هائلة من البيانات مع انتشار الإنترنت والشبكات الاجتماعية، إذ أصبحت «البيانات الضخمة» ( Big Data) وقوداً أساسياً لتدريب النماذج (Mayer-Schönberger & Cukier, 2013). العامل الثالث

هو تطوّر الخوارزميات، خاصة مع التعلّم العميق (Deep Learning) الذي أتاح النمذجة الهرمية للمعقد (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

وقد شكّلت لحظة «أليكس نت» (AlexNet) سنة 2012 نقطة تحوّل رمزية، حين فاز نموذج شبكة عصبية عميقة بمسابقة ImageNet لتمييز الصور بفارق كبير عن المنافسين. ومنذ ذلك الحين، تطوّر التعلّم العميق بسرعة هائلة، وأنتج نماذج لغوية كبيرة (Large Language Models) كـGPT وBERT التي أحدثت ثورة في معالجة اللغة الطبيعية. وفي السياق الاجتماعي، يُمثّل هذا التطوّر تحوّلاً في علاقة الإنسان بالمعرفة والعمل والاتصال، ويثير أسئلة حول مستقبل المهن، والخصوصية، والإنصاف، والحوكمة الديمقراطية للتقنية (Elliott, 2021). كما أنّ توظيف هذه التقنيات في مجال العدالة الجنائية والتنبؤ بالسلوك الإجرامي يثير تساؤلات نقدية حول طبيعة «الموضوعية» الخوارزمية وإعادة إنتاج التحيّزات الاجتماعية (Ferguson, 2017). ومن ثَمّ، يُلزم التطوّر التاريخي السريع للذكاء الاصطناعي الباحثين في علوم الانحراف بمرافقة نقدية هادئة، تجمع بين الانفتاح على الإمكانات الجديدة والوعي بمخاطرها الاجتماعية.

## 2.4 الدروس المستخلصة من تاريخ الذكاء الاصطناعي

يُمكن استخلاص دروس منهجية مهمّة من تاريخ الذكاء الاصطناعي. الدرس الأول هو «حذر التنبؤات»: التنبؤات المتفائلة جداً في الستينيات (مثل توقّع تحقيق ذكاء عام خلال جيل) لم تتحقّق، ويُذكّرنا ذلك بألّا ننخدع بالإثارة الحالية حول النماذج اللغوية الكبيرة. الدرس الثاني هو «أهمّية البيانات»: نهضة الذكاء الاصطناعي الحديثة لم تأت من تطوّر الخوارزميات وحدها، بل من توافر البيانات الضخمة. الدرس الثالث هو «دور التمويل»: تقلّبات التمويل (الحكومي والخاص) أثّرت بشكل كبير على مسار البحث العلمي. الدرس الرابع هو «دور السياق الاجتماعي»: تطوّر الذكاء الاصطناعي لم يكن خطياً، بل تأثّر بالحرب الباردة، والتنافس الاقتصادي، والتحوّلات الثقافية. هذه الدروس تُذكّر الباحث بأنّ التقنية ليست قوّة محايدة مستقلّة، بل ظاهرة اجتماعية تتشكّل في سياقات مؤسّسية وسياسية وثقافية محدّدة (Nilsson, 2010).

## 2.4 أعمال روّاد الذكاء الاصطناعي

تتعدّد أعمال روّاد الذكاء الاصطناعي التي أسّست للحقل. آلان تورينغ (1950): اختبار تورينغ لقياس قدرة الآلة على محاكاة الذكاء البشري. جون مكارثي (1956): صاغ مصطلح «الذكاء الاصطناعي» وأسّس مختبر الذكاء الاصطناعي في MIT. مارفن مينسكي: أسّس معهد الذكاء الاصطناعي في MIT وكتب «مجتمع العقل» (Society of Mind). آرثر صموئيل: طوّر برنامجاً للعب الشطرنج وصاغ مصطلح «تعلّم الآلة». فرانك روزنبلات: طوّر «المدركون» (Perceptron) كأوّل شبكة عصبية. جيفري هنتون، يوشوا بنغيو، يان لوكان: روّاد التعلّم العميق، حائزون على جائزة تورينغ 2018. كلّ هؤلاء الروّاد أسهموا في تشكيل الحقل عبر عقود، وأعمالهم تكشف أنّ التطوّر لم يكن خطّياً، بل شهد فترات ازدهار وركود، وأنّ النجاحات الحديثة بنيت على أسس نظريات سابقة (Nilsson, 2010; Russell & Norvig, 2021).

## 2.5 الدروس المستخلصة من تاريخ الذكاء الاصطناعي

يُمكن استخلاص دروس منهجية مهمّة من تاريخ الذكاء الاصطناعي. الدرس الأول هو «حذر التنبؤات»: التنبؤات المتفائلة جداً في الستينيات لم تتحقّق، ويُذكّرنا ذلك بألّا ننخدع بالإثارة الحالية حول النماذج اللغوية الكبيرة. الدرس الثاني هو «أهمّية البيانات»: نهضة الذكاء الاصطناعي الحديثة لم تأتِ من تطوّر الخوارزميات وحدها، بل من توافر البيانات الضخمة. الدرس الثالث هو «دور التمويل»: تقلّبات التمويل (الحكومي والخاص) أثّرت بشكل كبير على مسار البحث العلمي. الدرس الرابع هو «دور السياق الاجتماعي»: تطوّر الذكاء الاصطناعي لم يكن خطياً، بل تأثّر بالحرب الباردة، والتنافس الاقتصادي، والتحوّلات الثقافية. هذه الدروس تُذكّر الباحث بأنّ التقنية ليست قوّة محايدة مستقلّة، بل ظاهرة اجتماعية تتشكّل في سياقات مؤسّسية وسياسية وثقافية محدّدة (Nilsson, 2010; Haenlein & Kaplan, 2019).

## 2.6 تأثير الذكاء الاصطناعي على تطوّر العلوم

أحدث الذكاء الاصطناعي تحوّلاً في طريقة إنتاج المعرفة العلمية. في العلوم الطبيعية: استخدام الذكاء الاصطناعي لاكتشاف أدوية جديدة (مثل AlphaFold للتنبؤ ببنية البروتينات)، اكتشاف مواد جديدة، تحليل بيانات فيزيائية فلكية. في العلوم الإنسانية والاجتماعية: تحليل كميات هائلة من النصوص،

اكتشاف أنماط اجتماعية، إجراء تجارب افتراضية. هذا التحوّل يطرح أسئلة حول مستقبل العلم: هل ستُنتَج المعرفة العلمية آلياً؟ ما دور الباحث البشري؟ كيف نضمن جودة المعرفة الآلية؟ وفي مجال علوم الانحراف، تُمثّل هذه التحوّلات فرصة وتحدّياً: فرصة لتحليل البيانات الجنائية على نطاق غير مسبوق، وتحدّياً في الحفاظ على البُعد النوعي والتأويلي للجريمة بوصفها ظاهرة اجتماعية. ومن ثَمّ، يستلزم التكوين الأكاديمي الجديد وعياً بهذه التحوّلات وقدرة على التكيّف معها (Vinuesa et al., 2020; Raj, 2022).

## خلاصة المحاضرة:

• استعرضت المحاضرة الثانية التطوّر التاريخي للذكاء الاصطناعي في ثلاث مراحل: المرحلة التأسيسية (مؤتمر دارتموث 1956 وأعمال تورينغ)، مرحلة الذكاء الرمزي وفترات الشتاء، والنهضة الحديثة مع تعلّم الآلة والتعلّم العميق. وأبرزت السياق العلمي والاجتماعي لكلّ مرحلة، وربطت التطوّر التقني بديناميات اجتماعية مؤسّسية وسياسية.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• ما الأهمية التاريخية لمؤتمر دارتموث 1956؟ ومن هم روّاد التأسيس؟

• اشرح اختبار تورينغ (1950) ودوره الفلسفي والتطبيقي في النقاش حول الذكاء الآلي.

• ما المقصود بـ«شتاء الذكاء الاصطناعي»؟ وما أسبابه وآثاره من المنظور السوسيولوجي؟

• حدّد العوامل الثلاثة التي أدّت إلى نهضة الذكاء الاصطناعي الحديثة.

• ناقش أهمية لحظة «أليكس نت» (2012) كنقطة تحوّل في تاريخ الحقل.

• كيف يُمكن للباحث في علوم الانحراف أن يقرأ التطوّر التاريخي للذكاء الاصطناعي بوعي نقدي؟

**مراجع المحاضرة:** McCarthy et al., 2006؛ Turing, 1950؛ Nilsson, 2010؛ Mayer-Schönberger & Cukier, 2013؛ LeCun, Bengio, & Hinton, 2015؛ Elliott, 2021؛ Ferguson, 2017

## المحاضرة الثالثة: المفاهيم الأساسية (المتغيّرات، الجمل الشرطية، الحلقات، الدوال)

### أهداف التعلم:

- فهم المفاهيم الأساسية للبرمجة: المتغيّرات وأنواع البيانات.
- إدراك منطق الجمل الشرطية واستخداماتها في اتخاذ القرار الخوارزمي.
- تمييز أنواع الحلقات (التكرارية) واستخداماتها.
- فهم مفهوم الدوال وأهمّيتها في تنظيم البرامج.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- مهارات في الإعلام الآلي.
- الاطّلاع على المحاضرتين 1 و2.

### 3.1 المتغيّرات وأنواع البيانات

تُعدّ المتغيّرات (Variables) المفهوم الأساسي في البرمجة. والمتغيّر هو «اسم يُعطى لموقع في الذاكرة يُخزَّن فيه قيمة قابلة للتغيّر أثناء تنفيذ البرنامج» (VanderPlas, 2016). ولكلّ متغيّر اسم ونوع وقيمة. وتختلف أنواع البيانات بين اللغات، لكنها تشمل عادةً: الأعداد الصحيحة (Integers)، الأعداد العشرية (Floats)، النصوص (Strings)، القيم المنطقية (Booleans: صح/خطأ)، والقوائم والمصفوفات (Lists, Arrays). وفي لغة بايثون التي تُعدّ الأكثر استخداماً في تطبيقات الذكاء الاصطناعي وعلوم البيانات، يتميّز نظام الأنواع بالمرونة، إذ يُحدَّد نوع المتغيّر آلياً حسب القيمة المُسندة إليه.

ومن المنظور الإبستمولوجي، تُمثّل المتغيّرات في البرمجة تمثيلاً تجريدياً للواقع يُشبه المفاهيم العلمية في العلوم الاجتماعية. فالطالب الذي يُرمّز بياناته كمتغيّرات يُمارس نشاطاً تجريدياً يُقرّر ما هو جوهري وما يمكن إهماله، وكيفية تصنيف الظواهر الاجتماعية (كالجريمة) إلى فئات قابلة للمعالجة الحاسوبية. ويطرح هذا التمثيل أسئلة منهجية مهمّة: هل المتغيّر «السن» عدد صحيح أم فئة؟ هل «نوع الجريمة» نص أم ترميز رقمي؟ هذه الاختيارات المنهجية تُؤثّر على نتائج التحليل، وتستلزم وعياً سوسيولوجياً بآليات بناء البيانات.

### 3.2 الجمل الشرطية: منطق اتخاذ القرار

تُمثّل الجمل الشرطية (Conditional Statements) آلية اتخاذ القرار في البرمجة. وتعتمد على بنية «إذا... فإن...» (If... Then...) التي تُمكّن البرنامج من تنفيذ تعليمات محدّدة بحسب تحقّق شرط معيّن. وتُستخدم الكلمات المفتاحية if وelif وelse في بايثون لبناء الجمل الشرطية. مثلاً: «إذا كان عمر الفرد أقلّ من 18 سنة، فإنه قاصر؛ وإلا فإنه بالغ». وتُمثّل هذه البنية المنطقية أساس اتخاذ القرار الخوارزمي، وتُستخدم بكثرة في أنظمة الذكاء الاصطناعي القائمة على القواعد وفي اتخاذ القرارات الطبقيّة (Classification) في تعلّم الآلة.

وفي سياق علم الاجتماع الانحراف والجريمة، تُمثّل الجمل الشرطية ترميزاً للمنطق المؤسّسي الذي يحكم القرارات في العدالة الجنائية. فمعايير التصنيف القانوني (جنحة/جناية، عمد/غير عمد، محاولة/جريمة تامّة) يمكن تمثيلها بجمل شرطية. غير أنّ هذا التمثيل يطرح إشكاليات نقدية: هل القواعد القانونية قابلة للترميز الكامل؟ وماذا عن الحالات الحدّية والسياق الذي يُؤثّر في التأويل؟ وقد بيّنت الأبحاث في «العدالة التنبؤية» (Predictive Justice) أنّ ترميز القرارات القضائية في خوارزميات يُعيد إنتاج تحيّزات بشرية كامنة، وقد يُضفي عليها طابع الموضوعية الآلية فيُصعّب نقدها (O'Neil, 2016; Pasquale, 2015).

### 3.3 الحلقات التكرارية والدوال

تُمثّل الحلقات التكرارية (Loops) آلية تنفيذ تعليمات بصورة متكرّرة، وتُستخدم بكثرة في معالجة البيانات الكبيرة. ومن أنواعها الرئيسية: حلقة for التي تتكرّر على عناصر مجموعة (كقائمة أو سلسلة نصية)، وحلقة while التي تتكرّر ما دام شرط معيّن متحقّقاً. مثلاً: «لكلّ سجلّ في قاعدة بيانات السجناء، احسب عمره وقت ارتكاب الجريمة». وتُتيح الحلقات معالجة كميات هائلة من البيانات بكفاءة، وهي عمليات يدوية يستحيل القيام بها على بيانات ضخمة. وتُعدّ أساسية في تحليل البيانات الجنائية التي قد تشمل آلاف أو ملايين السجلات.

أمّا الدوال (Functions) فهي كتل من التعليمات المُجمَّعة تحت اسم واحد، تُؤدّي مهمّة محدّدة ويمكن استدعاؤها متى لزم الأمر. وتُمثّل الدوال آلية تنظيم البرامج وتفادي تكرار الكود. مثلاً: دالة «احسب_معدّل_الجريمة(المنطقة، السنة)» تأخذ مدخلات وتُرجع مخرجات. وفي تحليل البيانات الجنائية،

تُستخدم الدوال الجاهزة في مكتبات بايثون (كـPandas وNumPy وScikit-learn) لأداء عمليات معقّدة كالتصنيف والتجميع والتنبؤ. ومن المنظور المنهجي، تُمثّل الدوال تجريداً للعمليات التحليلية يُتيح إعادة الاستخدام والشفافية العلمية (إذ يمكن للباحث الآخر تطبيق نفس الدالة على بياناته). وتُعدّ هذه الشفافية شرطاً أساسياً للتكرارية العلمية (Reproducibility) في البحث في علوم الانحراف، خاصة عند استخدام الذكاء الاصطناعي الذي يُؤثّر على قرارات تهمّ حياة الأفراد.

## 3.4 مثال تطبيقي: كتابة برنامج بسيط لتحليل بيانات جنائية

لتوضيح المفاهيم المُستعرضة، نستعرض مثالاً تطبيقياً لكتابة برنامج بسيط بلغة بايثون لتحليل بيانات جنائية. السيناريو: قاعدة بيانات لـ500 سجين تتضمّن العمر، الجنس، نوع الجريمة، سنوات السجن. الهدف: حساب إحصائيات وصفية وتصنيف السجناء حسب نوع الجريمة. الخطوة 1: تعريف المتغيّرات وتحميل البيانات. الخطوة 2: استخدام الجمل الشرطية لتصنيف السجناء (عنف/مخدّرات/مالي). الخطوة 3: استخدام حلقة for لحساب متوسّط العمر لكلّ فئة. الخطوة 4: كتابة دالة لحساب نسبة العودة إلى الإجرام. هذا المثال يُجسّد كيف تتجمع المفاهيم الأساسية (المتغيّرات، الجمل الشرطية، الحلقات، الدوال) في برنامج حقيقي يُحلّل بيانات جنائية. غير أنّ المثال يطرح أيضاً أسئلة منهجية: هل التصنيف إلى ثلاث فئات فقط مُختزِل؟ كيف نتعامل مع القيم المفقودة؟ كيف نضمن أنّ البرنامج لا يُكرّس تحيّزات في البيانات؟ هذه الأسئلة المنهجية جزء من تكوين الباحث السوسيولوجي الذي يستخدم البرمجة (VanderPlas, 2016; Géron, 2019).

## 3.5 مكتبات بايثون الأساسية لتحليل البيانات

تعتمد تحليلات البيانات في بايثون على مكتبات متخصّصة تُسهّل العمل. المكتبة الأولى هي «NumPy» للحسابات العددية والمصفوفات. المكتبة الثانية هي «Pandas» لمعالجة البيانات الجدولية (DataFrames)، وهي الأكثر استخداماً في علوم البيانات الاجتماعية. المكتبة الثالثة هي «Matplotlib» و«Seaborn» لعرض البيانات بصرياً (رسوم بيانية). المكتبة الرابعة هي «Scikit-learn» للتعلّم الآلي، تُوفّر خوارزميات جاهزة للتصنيف والتجميع والانحدار. المكتبة الخامسة هي «NLTK» و«spaCy» لمعالجة اللغات الطبيعية. المكتبة السادسة هي «TensorFlow» و«PyTorch» للتعلّم العميق. كلّ مكتبة تُمثّل أداة متخصّصة، والباحث الكفء يختار الأداة المناسبة

لمهمّته. وفي علوم الانحراف، تُستخدم Pandas لتنظيم بيانات السجون، وScikit-learn لبناء نماذج تنبؤ، وNLTK لتحليل خطاب إجرامي. والوعي بهذه المكتبات وقدراتها جزء من التكوين التقني للباحث المعاصر.

## 3.6 مثال تطبيقي: كتابة برنامج بسيط لتحليل بيانات جنائية

لتوضيح المفاهيم المُستعرضة، نستعرض مثالاً تطبيقياً لكتابة برنامج بسيط بلغة بايثون لتحليل بيانات جنائية. السيناريو: قاعدة بيانات لـ500 سجين تتضمّن العمر، الجنس، نوع الجريمة، سنوات السجن. الهدف: حساب إحصائيات وصفية وتصنيف السجناء حسب نوع الجريمة. الخطوة 1: تعريف المتغيّرات وتحميل البيانات. الخطوة 2: استخدام الجمل الشرطية لتصنيف السجناء (عنف/مخدّرات/مالي). الخطوة 3: استخدام حلقة for لحساب متوسّط العمر لكلّ فئة. الخطوة 4: كتابة دالة لحساب نسبة العودة إلى الإجرام. هذا المثال يُجسّد كيف تتجمع المفاهيم الأساسية (المتغيّرات، الجمل الشرطية، الحلقات، الدوال) في برنامج حقيقي يُحلّل بيانات جنائية. غير أنّ المثال يطرح أيضاً أسئلة منهجية: هل التصنيف إلى ثلاث فئات فقط مُختزِل؟ كيف نتعامل مع القيم المفقودة؟ كيف نضمن أنّ البرنامج لا يُكرّس تحيّزات في البيانات؟ هذه الأسئلة المنهجية جزء من تكوين الباحث السوسيولوجي الذي يستخدم البرمجة (VanderPlas, 2016; Géron, 2019).

## 3.7 مكتبات بايثون الأساسية لتحليل البيانات

تعتمد تحليلات البيانات في بايثون على مكتبات متخصّصة تُسهّل العمل. المكتبة الأولى هي «NumPy» للحسابات العددية والمصفوفات. المكتبة الثانية هي «Pandas» لمعالجة البيانات الجدولية (DataFrames)، وهي الأكثر استخداماً في علوم البيانات الاجتماعية. المكتبة الثالثة هي «Matplotlib» و«Seaborn» لعرض البيانات بصرياً. المكتبة الرابعة هي «Scikit-learn» للتعلّم الآلي. المكتبة الخامسة هي «NLTK» و«spaCy» لمعالجة اللغات الطبيعية. المكتبة السادسة هي «TensorFlow» و«PyTorch» للتعلّم العميق. كلّ مكتبة تُمثّل أداة متخصّصة، والباحث الكفء يختار الأداة المناسبة لمهمّته. وفي علوم الانحراف، تُستخدم Pandas لتنظيم بيانات السجون، و-Scikit learn لبناء نماذج تنبؤ، وNLTK لتحليل خطاب إجرامي. والوعي بهذه المكتبات وقدراتها جزء من التكوين التقني للباحث المعاصر.

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الثالثة المفاهيم الأساسية للبرمجة: المتغيّرات وأنواع البيانات، الجمل الشرطية واتخاذ القرار الخوارزمي، الحلقات التكرارية ومعالجة البيانات الكبيرة، والدوال وتنظيم البرامج. وربطت هذه المفاهيم التقنية بإشكاليات منهجية في علم الاجتماع الانحراف والجريمة، خاصة بناء البيانات والشفافية العلمية.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• عرّف المتغيّر في البرمجة، واذكر أنواع البيانات الأساسية.

• اشرح آلية عمل الجمل الشرطية (if/elif/else) مع مثال من المجال الجنائي.

• قارن بين حلقتي for وwhile من حيث الاستخدام.

• ما المقصود بالدالة؟ ولماذا تُعدّ مهمّة للشفافية العلمية في البحث؟

• ناقش الإشكالية الإبستمولوجية لترميز القرارات القانونية في جمل شرطية.

• كيف تُسهم المكتبات الجاهزة (كـPandas وScikit-learn) في تحليل البيانات الجنائية؟

**مراجع المحاضرة:** VanderPlas, 2016؛ O'Neil, 2016؛ Pasquale, 2015؛ Géron, 2019

## المحاضرة الرابعة: أهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي في العلوم الإنسانية والاجتماعية

### أهداف التعلم:

- إدراك تحوّل المناهج في العلوم الاجتماعية مع الثورة الرقمية.
- فهم أهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي للباحث في علوم الانحراف.
- استعراض مجالات تطبيق الذكاء الاصطناعي في البحث الجنائي.
- إدراك إشكاليات تكامل التقنية والمنهج في البحث الاجتماعي.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات 1–3.
- إلمام بمناهج البحث الاجتماعي.

### 4.1 تحوّل المناهج في العلوم الاجتماعية مع الثورة الرقمية

شهدت العلوم الاجتماعية في العقود الأخيرة تحوّلاً منهجياً عميقاً مع الثورة الرقمية. فالبيانات المتاحة للباحثين ازدادت كمّاً وتنوّعاً بشكل غير مسبوق: سجلات إدارية رقمية، تفاعلات في الشبكات الاجتماعية، سجلّات الهواتف، صور وفيديوهات، نصوص رقمية ضخمة. وقد أتاح هذا التطوّر إمكانيات جديدة للبحث الاجتماعي، لكنه استلزم في الوقت نفسه تطوير مناهج وأدوات لمعالجة هذه البيانات الضخمة. وقد ظهرت «العلوم الاجتماعية الحاسوبية» (Computational Social Science) كحقل يجمع بين المناهج الكمية التقليدية وأدوات علوم الحاسوب والذكاء الاصطناعي (Salganik, 2018; Lazer et al., 2009).

وفي تخصّص علم الاجتماع الانحراف والجريمة، يفتح هذا التحوّل المنهجي آفاقاً جديدة. فالبيانات الجنائية المتاحة (سجلات الشرطة، أحكام المحاكم، إحصائيات السجون) أصبحت تُحفظ رقمياً وتُتيح تحليلات شاملة لأنماط الجريمة وعواملها. كما أنّ الشبكات الاجتماعية تُتيح دراسة الخطاب الإجرامي والانحرافي بطرق لم تكن ممكنة سابقاً. غير أنّ هذا التحوّل يطرح تحدّيات منهجية: حجم البيانات قد يُربك الباحث، والبيانات الرقمية قد تكون منحازة (لأنّ الإنترنت لا يمثّل كلّ السكان)، وأدوات التحليل

تتطلّب كفاءات تقنية (Boyd & Crawford, 2012). ومن ثَمّ، يحتاج الباحث في علوم الانحراف إلى تكوين مزدوج: في المناهج التقليدية لعلم الاجتماع، وفي الأدوات الحاسوبية الجديدة.

### 4.2 أهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي للباحث في علوم الانحراف

تُعدّ البرمجة اليوم مهارة أساسية للباحث في علوم الانحراف والجريمة، شأنها شأن الإحصاء الذي أصبح أداة معيارية في البحث الاجتماعي. فالبرمجة تُتيح للباحث: (1) معالجة كميات كبيرة من البيانات لا يمكن تحليلها يدوياً؛ (2) تطبيق أساليب تحليل متطوّرة كالتعلّم الآلي ومعالجة اللغات الطبيعية؛ (3) أتمتة المهام المتكرّرة (كتنظيف البيانات وإعداد التقارير)؛ (4) ضمان التكرارية العلمية عبر توثيق الكود البرمجي الذي يمكن للآخرين إعادة استخدامه. وتُعدّ لغة بايثون الأكثر استخداماً في هذا السياق لسهولة تعلّمها وتوفّر مكتبات متخصّصة في تحليل البيانات (VanderPlas, 2016).

أمّا الذكاء الاصطناعي، فيُتيح للباحث في علوم الانحراف إمكانيات تحليلية متقدّمة: التنبؤ بأنماط الإجرام في الفضاء الحضري (Predictive Policing)، تصنيف النصوص الجنائية حسب نوع الجريمة أو درجة العنف، تحليل المشاعر في خطاب الجريمة، التعرّف على الشبكات الإجرامية في البيانات الرقمية، تحليل العوامل المرتبطة بالعودة إلى الإجرام. غير أنّ هذه الإمكانيات تستلزم وعياً نقدياً: فالذكاء الاصطناعي ليس أداة محايدة، بل يحمل في بنيته تحيّزات بياناته التدريبية وقد يُعيد إنتاج تفاوتات اجتماعية قائمة (Noble, 2018; Benjamin, 2019). ومن ثَمّ، يجب أن يكون استخدامه في البحث الجنائي مُرافَقاً بتحليل نقدي لآثاره الاجتماعية والأخلاقية.

### 4.3 مجالات تطبيق الذكاء الاصطناعي في البحث الجنائي

تتعدّد مجالات تطبيق الذكاء الاصطناعي في البحث في علوم الانحراف والجريمة. المجال الأول هو «التنبؤ بالجريمة» (Crime Prediction)، ويُستخدم فيه تعلّم الآلة لتحديد المناطق ذات الاحتمال المرتفع للجريمة أو الأفراد المعرّضين لخطر الإجرام. غير أنّ هذا التطبيق مثير للجدل، إذ بيّنت دراسات أنّه قد يُعيد إنتاج تفاوتات عنصرية واجتماعية كامنة في بيانات الشرطة (Brayne, 2017; Ensign et al., 2018). المجال الثاني هو «تحليل الخطاب الإجرامي» عبر معالجة اللغات الطبيعية، حيث تُحلّل نصوص الإنذارات والاعترافات ومنشورات الشبكات الاجتماعية لاستخلاص أنماط خطابية. المجال الثالث

هو «التعرّف على الأنماط» في البيانات الجنائية الكبيرة، كاكتشاف شبكات الاتجار بالمخدّرات أو تحديد أنماط السرقة المتسلسلة.

المجال الرابع هو «تقييم مخاطر العودة إلى الإجرام» (Recidivism Risk Assessment)، حيث تُستخدم أنظمة كـCOMPAS لتقدير احتمال إعادة الجريمة. وقد أثارت هذه الأنظمة جدلاً واسعاً بعد دراسة أوضحت أنّها تُظهر تحيّزاً ضدّ المتهمين السود (Angwin et al., 2016; Dressel & Farid, 2018). المجال الخامس هو «التعرّف على الوجوه» في التحقيقات الجنائية، الذي يطرح أسئلة حول الدقّة والخصوصية والإنصاف. وكلّ هذه التطبيقات تستلزم من الباحث في علوم الانحراف موقفاً نقدياً متوازناً: انفتاحاً على الإمكانات البحثية الجديدة، ووعياً بمخاطر إعادة إنتاج التحيّز وتأثيرها على الحقوق الأساسية. ومن ثَمّ، يُعدّ التكوين على هذه الأدوات شرطاً لتكوين باحث قادر على المساهمة في نقاش علمي ومجتمعي مستنير حول مستقبل العدالة الجنائية في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 4.4 نماذج تطبيقية: الذكاء الاصطناعي في تحليل الجريمة

لتجسيد المفاهيم النظرية، نستعرض نموذجاً تطبيقياً لاستخدام الذكاء الاصطناعي في تحليل الجريمة. النموذج: تحليل جريمة السرقة في مدينة كبيرة. الخطوة 1: جمع البيانات (موقع الجرائم، توقيتها، خصائص الضحايا، خصائص المكان). الخطوة 2: تنظيف البيانات وتنسيقها. الخطوة 3: تطبيق خوارزمية التجميع (K-Means) لاكتشاف «نقاط ساخنة» (Hotspots) للجريمة. الخطوة 4: تطبيق خوارزمية التنبؤ (Random Forest) لتقدير احتمال وقوع جريمة في مكان وزمان محدّدين. الخطوة 5: تقييم النموذج بمؤشّرات الدقّة والإنصاف. الخطوة 6: تفسير النتائج وتقديمها لصانع القرار. هذا النموذج يُظهر كيف يُمكن للباحث السوسيولوجي أن يستخدم أدوات الذكاء الاصطناعي لتعزيز تحليله للجريمة. غير أنّه يطرح أيضاً أسئلة نقدية: هل البيانات منحازة (لأنّها تعكس ممارسات الشرطة)؟ هل التنبؤ بالجريمة يُؤدّي إلى «نبوءة محقِّقة لذاتها» (Self-fulfilling Prophecy) عبر تركيز الشرطة في المناطق المتنبَّأ بها؟ هذه أسئلة جوهرية تُمثّل جوهر المقاربة السوسيولوجية النقدية للذكاء الاصطناعي (Brayne, 2017; Ensign et al., 2018).

### 4.4 نماذج تطبيقية: الذكاء الاصطناعي في تحليل الجريمة

لتجسيد المفاهيم النظرية، نستعرض نموذجاً تطبيقياً لاستخدام الذكاء الاصطناعي في تحليل الجريمة. النموذج: تحليل جريمة السرقة في مدينة كبيرة. الخطوة 1: جمع البيانات (موقع الجرائم، توقيتها، خصائص الضحايا، خصائص المكان). الخطوة 2: تنظيف البيانات وتنسيقها. الخطوة 3: تطبيق خوارزمية التجميع (K-Means) لاكتشاف «نقاط ساخنة» (Hotspots) للجريمة. الخطوة 4: تطبيق خوارزمية التنبؤ (Random Forest) لتقدير احتمال وقوع جريمة في مكان وزمان محدّدين. الخطوة 5: تقييم النموذج بمؤشّرات الدقّة والإنصاف. الخطوة 6: تفسير النتائج وتقديمها لصانع القرار. هذا النموذج يُظهر كيف يُمكن للباحث السوسيولوجي أن يستخدم أدوات الذكاء الاصطناعي لتعزيز تحليله للجريمة. غير أنّه يطرح أيضاً أسئلة نقدية: هل البيانات منحازة (لأنّها تعكس ممارسات الشرطة)؟ هل التنبؤ بالجريمة يُؤدّي إلى «نبوءة محقِّقة لذاتها» (Self-fulfilling Prophecy) عبر تركيز الشرطة في المناطق المتنبَّأ بها؟ هذه أسئلة جوهرية تُمثّل جوهر المقاربة السوسيولوجية النقدية للذكاء الاصطناعي (Brayne, 2017; Ensign et al., 2018).

### 4.5 التكامل بين البحث الكمّي والنوعي في زمن الذكاء الاصطناعي

يطرح استخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي تحدّي التكامل بين المناهج الكمّية والنوعية. فالذكاء الاصطناعي يُتيح تحليل كمّيات هائلة من البيانات الكمّية، لكنّه قد يُغفل الأبعاد النوعية والمعاني العميقة. ومن ثَمّ، تتّجه الأدبيات الحديثة نحو «المنهجية المختلطة» (Mixed Methods) التي تجمع بين القوّتين: استخدام الذكاء الاصطناعي للتحليل الكمّي على نطاق واسع، والمنهج النوعي للتعمّق في فهم الحالات المحدّدة. مثلاً، في دراسة العودة إلى الإجرام: استخدام تعلّم الآلة لتحديد العوامل المرتبطة بالعودة عبر آلاف الحالات، ثمّ إجراء مقابلات معمّقة مع عيّنة من الحالات لفهم تجربتهم الذاتية. هذا التكامل يُعزّز قوّة البحث ويُعالج محدوديّة كلّ منهج على حدة، ويُمثّل تطويراً منهجياً مهماً في علوم الانحراف والجريمة في زمن الذكاء الاصطناعي (Salganik, 2018; Davidson, 2020).

### 4.6 أخلاقيات استخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الجنائي

يطرح استخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الجنائي أسئلة أخلاقية معقّدة. السؤال الأول: من يستفيد من البحث ومن يتحمّل تكلفته؟ فالنماذج التنبؤية قد تُستخدم لتعزيز الأمن، لكنّها قد تُستخدم أيضاً

للمراقبة المفرطة. السؤال الثاني: ما حدود استخدام بيانات الأفراد الجنائية في الأبحاث؟ هل يجوز استخدام ملفات السجناء لأغراض بحثية؟ وما حدّ الموافقة المستنيرة؟ السؤال الثالث: كيف يُوازن الباحث بين الكفاءة العلمية والاحترام للكرامة الإنسانية؟ السؤال الرابع: ما مسؤولية الباحث عن الاستخدامات المُحتملة لبحثه؟ السؤال الخامس: كيف يضمن الباحث أنّ بحثه لا يُكرّس تحيّزات ضدّ الفئات المهمَّشة؟ هذه الأسئلة تستلزم تطوير إطار أخلاقي خاصّ بالبحث الجنائي في زمن الذكاء الاصطناعي، يتجاوز إطارات الأخلاقيات التقليدية ليشمل اعتبارات خاصّة بالتقنية. وقد بدأت لجان الأخلاقيات الجامعية تطوير إرشادات خاصّة، ينبغي للباحث الاطّلاع عليها والالتزام بها (Jobin, Ienca, & Vayena, 2019; Floridi et al., 2018).

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الرابعة تحوّل المناهج في العلوم الاجتماعية مع الثورة الرقمية وظهور العلوم الاجتماعية الحاسوبية. وأبرزت أهمّية البرمجة والذكاء الاصطناعي للباحث في علوم الانحراف والجريمة. واستعرضت خمسة مجالات تطبيقية: التنبؤ بالجريمة، تحليل الخطاب الإجرامي، التعرّف على الأنماط، تقييم مخاطر العودة إلى الإجرام، التعرّف على الوجوه، مع الإشارة إلى الإشكاليات النقدية لكلّ مجال.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• ما المقصود بـ«العلوم الاجتماعية الحاسوبية»؟ وكيف تختلف عن المناهج الكمية التقليدية؟

• اذكر أربعة فوائد للبرمجة للباحث في علوم الانحراف.

• ناقش تطبيقات الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بالجريمة وإشكالياتها الأخلاقية.

• اشرح قضية COMPAS ودلالاتها على تقييم مخاطر العودة إلى الإجرام.

• كيف يُمكن للباحث أن يوازن بين الانفتاح على الإمكانات الجديدة والوعي النقدي؟

**مراجع المحاضرة:** Salganik, 2018؛ Lazer et al., 2009؛ Boyd & Crawford, 2012؛ VanderPlas, 2016؛ Noble, 2018؛ Benjamin, 2019؛ Brayne, 2017؛ Ensign et al., 2018؛ Angwin et al., 2016؛ Dressel & Farid, 2018

## المحاضرة الخامسة: المعالجة الآلية للغة

### أهداف التعلم:

- تعريف المعالجة الآلية للغات الطبيعية (NLP) ومجالاتها.
- فهم مراحل معالجة النصوص: الترميز، التبسيط، التحليل النحوي والدلالي.
- إدراك تطبيقات NLP في تحليل الخطاب الاجتماعي والجنائي.
- تمييز تحديات معالجة اللغة العربية وخصوصياتها.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات 1–4.
- إلمام بأساسيات اللسانيات.

### 5.1 تعريف المعالجة الآلية للغات الطبيعية

تُعرَّف المعالجة الآلية للغات الطبيعية (Natural Language Processing, NLP) بأنها «فرع من الذكاء الاصطناعي يُعنى بتمكين الآلات من فهم اللغة البشرية وتفسيرها وتوليدها» (Jurafsky & Martin, 2024). وتتقاطع NLP بين علوم الحاسوب واللسانيات والإحصاء، وتُمثّل أحد أكثر مجالات الذكاء الاصطناعي تطوّراً وتأثيراً. وتشمل تطبيقاتها: الترجمة الآلية، التلخيص الآلي، تصنيف النصوص، تحليل المشاعر، الإجابة على الأسئلة، التعرّف على الكلام، والنماذج اللغوية الكبيرة كـChatGPT التي أحدثت ثورة حديثة في المجال.

ومن المنظور السوسيولوجي، تُمثّل NLP تحوّلاً في علاقة الباحث بالنص. فالنصوص الاجتماعية (كالخطاب الإجرامي، أو شهادات الشهود، أو منشورات الشبكات الاجتماعية) كانت تُحلّل يدوياً بأساليب التحليل النوعي. أمّا اليوم، فيُمكن تحليل كميات هائلة من النصوص آلياً، واستخلاص أنماط لغوية وسمات اجتماعية لم تكن مرئية للعين المجردة. غير أنّ هذا التحوّل يطرح أسئلة إبستمولوجية: ماذا يُمثّل النص فعلاً؟ هل التحيّز في البيانات النصية يُؤثّر على نتائج التحليل؟ وكيف يُمكن دمج التحليل الكمي الآلي مع التحليل النوعي التقليدي؟ وقد طوّرت الأدبيات مقاربات «التكامل المنهجي المختلط» للاستفادة من نقطتي القوّة معاً (Nemeth & Koltai, 2021).

## 5.2 مراحل معالجة النصوص

تمرّ معالجة النصوص في NLP بمراحل متتابعة. المرحلة الأولى هي «الترميز» (Tokenization)، حيث يُقسَّم النص إلى وحدات صغيرة (كلمات، رموز). المرحلة الثانية هي «التبسيط» (Normalization) التي تشمل تحويل الحروف إلى صورة موحّدة (كبيرة/صغيرة) وإزالة علامات الترقيم. المرحلة الثالثة هي «إزالة التشكيل والكلمات الوقفية» (Stop-words removal) حيث تُحذف الكلمات الشائعة التي لا تحمل معنى دلالياً (كالواو، في، من). المرحلة الرابعة هي «التذرير» (Stemming/Lemmatization) حيث تُرجع الكلمة إلى جذرها اللغوي. المرحلة الخامسة هي «التمثيل الرقمي» (Vectorization) حيث تُحوَّل الكلمات إلى أرقام يمكن للآلة معالجتها، عبر تقنيات كـ TF-IDF أو التضمين الكلماتي (Word Embeddings كـWord2Vec).

وبعد هذه المراحل التحضيرية، تأتي مرحلة التحليل المتقدّم: التحليل النحوي (Parsing) لتحديد بنية الجملة، والتحليل الدلالي (Semantic Analysis) لفهم المعنى، وتحليل المشاعر (Sentiment Analysis) لتقدير الموقف العاطفي للنص. وفي السنوات الأخيرة، حلّت النماذج اللغوية الكبيرة (LLMs) محلّ هذه المراحل التقليدية، إذ تُتقن مهام NLP متعدّدة عبر التدريب المسبق على كميات هائلة من النصوص (Bender et al., 2021). وفي سياق علم الاجتماع الانحراف، تُستخدم هذه المراحل في تحليل خطاب الجريمة في الشبكات الاجتماعية، أو في تصنيف الشكاوى الجنائية حسب نوع الجريمة، أو في تحليل شهادات الضحايا لاستخلاص أنماط. غير أنّ الباحث في علوم الانحراف يجب أن يكون واعياً بأنّ «الفهم الآلي» ليس فهماً بشرياً، وأنّ للنصوص أبعاداً براغماتية واجتماعية وثقافية يصعب التقاطها آلياً.

## 5.3 تطبيقات NLP في تحليل الخطاب الجنائي والاجتماعي

تتعدّد تطبيقات NLP في مجال علوم الانحراف والجريمة. التطبيق الأول هو «تحليل المشاعر في خطاب الكراهية» (Hate Speech Detection)، حيث تُدرَّب نماذج لتعرّف الخطاب التحريضي أو العنصري في الشبكات الاجتماعية. غير أنّ هذا التطبيق يطرح إشكاليات تعريفية: ما هو الخطاب الكراهية؟ ومن يُحدّد ذلك؟ وكيف تختلف المعايير بين الثقافات؟ التطبيق الثاني هو «تصنيف أنواع الجريمة» من نصوص الشكاوى، حيث تُصنّف النصوص آلياً إلى سرقة، اعتداء، احتيال، إلخ. التطبيق الثالث هو «كشف التزييف والاحتيال النصّي» (مثل الكشف عن الرسائل التصيّدية Phishing). التطبيق

الرابع هو «تحليل شبكات التواصل الإجرامي» عبر تحليل نصوص الرسائل في تطبيقات المراسلة (Benyamina, 2023).

التطبيق الخامس، وهو الأكثر إثارة للجدل، هو «تحليل الشخصية والميول الإجرامية» من النصوص، حيث تُحاول نماذج استخلاص سمات شخصية من الكتابات. وقد انتُقدت هذه التطبيقات لأنّها تستند إلى افتراضات مشكوك فيها حول العلاقة بين اللغة والسلوك، وقد تُؤدّي إلى قضاء «خوارزمي» يُجرّم الأفراد بناءً على أنماط لغوية. ومن ثَمّ، يستلزم تطبيق NLP في علوم الانحراف موقفاً نقدياً يُميّز بين الاستخدام البحثي (لفهم الظاهرة) والاستخدام العملي (للاتخاذ قرارات تهمّ الأفراد). ويُعدّ الوعي بهذا التمييز جزءاً أساسياً من التكوين الأكاديمي للباحث في علم الاجتماع الانحراف والجريمة في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 5.4 تحديات معالجة اللغة العربية

تُمثّل اللغة العربية تحدياً خاصاً لـNLP لأسباب متعدّدة. أوّلاً، التشكيل: فاللغة العربية تعتمد بشكل كبير على الحركات التي غالباً ما تُحذف في الكتابة اليومية، ممّا يُولّد غموضاً دلالياً. ثانياً، الصرف العربي المعقّد القائم على الجذور والأوزان، الذي يصعّب التذرير (Stemming). ثالثاً، التنوّع اللهجي: فالعربية الفصحى تختلف عن اللهجات المحلية (المغاربية، المصرية، الشامية، الخليجية)، وكلّ لهجة لها خصائصها. رابعاً، نقص الموارد اللغوية العربية مقارنة بالإنجليزية (نصوص مُذنَّبة أقلّ، نماذج مُدرَّبة أقلّ). ومع ذلك، شهدت السنوات الأخيرة تطوّراً ملحوظاً في نماذج NLP العربية (كـAraBERT)، ممّا فتح آفاقاً جديدة للبحث في الخطاب الجنائي والاجتماعي بالعربية (Ben Salah, 2023).

## 5.5 دراسة حالة: تحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية

لتجسيد تطبيقات NLP في علوم الانحراف، نستعرض دراسة حالة افتراضية لتحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية. السؤال البحثي: ما أنماط خطاب الكراهية في منشورات منصة X (تويتر سابقاً) حول موضوع معيّن؟ المنهجية: (1) جمع البيانات عبر API المنصّة (10000 منشور). (2) تنظيف البيانات وإعدادها. (3) تطبيق نموذج تصنيف خطاب الكراهية (مدرَّب مسبقاً). (4) تحليل الأنماط: التوزيع الزمني، الجغرافي، الديموغرافي. (5) تحليل نوعي لعيّنة من المنشورات المصنّفة كراهية لفهم خطابها. (6) تفسير النتائج في إطار سوسيولوجي. هذه الدراسة تكشف كيف يُمكن لـNLP أن تُسهم في

فهم ظاهرة الانحراف الرقمي. غير أنّها تطرح أسئلة: دقّة نموذج التصنيف (قد يُصنّف خطاباً مشروعاً ككراهية)، الانحياز في البيانات (منصة X لا تمثّل كلّ السكان)، خصوصية البيانات (هل يجوز استخدام منشورات عامة في البحث؟). هذه أسئلة منهجية وأخلاقية يجب معالجتها في أيّ بحث مسؤول (Nemeth & Koltai, 2021; Hou et al., 2025).

### 5.6 نماذج اللغة الكبيرة وتطوّر NLP

شهدت السنوات الأخيرة ثورة في NLP مع ظهور النماذج اللغوية الكبيرة (LLMs) كـGPT وBERT وLlama. هذه النماذج، المُدرَّبة على مليارات الكلمات، أتقنت مهامّ NLP متعدّدة (ترجمة، تلخيص، تصنيف، توليد) بمستوى لم يكن متخيّلاً. وتُمثّل بنية المحوّلات (Transformers) الأساس التقني لهذه النماذج. غير أنّ هذه الثورة تطرح تحدّيات: (1) التكلفة البيئية الهائلة للتدريب، (2) إشكاليات الهلوسة (إنتاج معلومات خاطئة)، (3) التحيّزات المُدمَجة في بيانات التدريب، (4) صعوبة التفسير (الصندوق الأسود)، (5) إساءة الاستخدام (توليد محتوى مضلّل). وفي مجال علوم الانحراف، تُمثّل هذه النماذج أداة قوية لتحليل النصوص الجنائية، لكنّها تستلزم وعياً نقدياً بحدودها. ومن ثَمّ، يجب أن يكون الباحث قادراً على تقييم نقدي للنموذج المستخدم، والتحقّق من نتائجه، وعدم الاعتماد الكلّي عليه دون رقابة بشرية (Bender et al., 2021).

### 5.5 دراسة حالة: تحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية

لتجسيد تطبيقات NLP في علوم الانحراف، نستعرض دراسة حالة افتراضية لتحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية. السؤال البحثي: ما أنماط خطاب الكراهية في منشورات منصة X (تويتر سابقاً) حول موضوع معيّن؟ المنهجية: (1) جمع البيانات عبر API المنصّة (10000 منشور). (2) تنظيف البيانات وإعدادها. (3) تطبيق نموذج تصنيف خطاب الكراهية (مدرَّب مسبقاً). (4) تحليل الأنماط: التوزيع الزمني، الجغرافي، الديموغرافي. (5) تحليل نوعي لعيّنة من المنشورات المصنّفة كراهية لفهم خطابها. (6) تفسير النتائج في إطار سوسيولوجي. هذه الدراسة تكشف كيف يُمكن لـNLP أن تُسهم في فهم ظاهرة الانحراف الرقمي. غير أنّها تطرح أسئلة: دقّة نموذج التصنيف (قد يُصنّف خطاباً مشروعاً ككراهية)، الانحياز في البيانات (منصة X لا تمثّل كلّ السكان)، خصوصية البيانات (هل يجوز استخدام

منشورات عامة في البحث؟). هذه أسئلة منهجية وأخلاقية يجب معالجتها في أيّ بحث مسؤول (Nemeth & Koltai, 2021; Hou et al., 2025).

### 5.7 نماذج اللغة العربية في معالجة النصوص

شهدت السنوات الأخيرة تطوّراً ملحوظاً في نماذج معالجة اللغة العربية. نموذج «AraBERT» الذي طوّره باحثون في جامعة باحث، يُعدّ من أبرز النماذج المتخصّصة في العربية. نموذج «MARBERT» و«ARBERT» التي طوّرتها شركة UBC، مُدرّبة على نحو 6.2 مليار كلمة عربية. نموذج «QARiB» الذي طوّره فريق بحثي في قطر. هذه النماذج تفتح آفاقاً جديدة للبحث في النصوص العربية، خاصة في تحليل الخطاب الاجتماعي والجنائي. وفي مجال علوم الانحراف، يُمكن استخدام هذه النماذج لتحليل منشورات الشبكات الاجتماعية العربية المتعلّقة بالجريمة، أو تحليل شهادات السجناء، أو تصنيف الجرائم من نصوص الشكاوى. غير أنّ هذه النماذج تواجه تحدّيات: عدم كفاية البيانات العربية المُذنَّبة، اللهجات المحلية المتنوّعة، محدودية الموارد الحاسوبية في الجامعات العربية. وتعزيز البحث في هذا المجال يستلزم استثماراً في البنية التحتية والتعاون بين الجامعات العربية (Ben Salah, 2023; Jurafsky & Martin, 2024).

### 5.8 التحليل العاطفي (Sentiment Analysis) وتطبيقاته

يُمثّل التحليل العاطفي تطبيقاً مهماً من تطبيقات NLP، يهدف إلى تحديد الموقف العاطفي (إيجابي، سلبي، محايد) في نصّ معيّن. وتتطوّر التقنية لتشمل تحليل عواطف أكثر تعقيداً (الغضب، الحزن، الفرح، الخوف). وفي علوم الانحراف، يُمكن استخدام التحليل العاطفي لتحليل خطاب الجريمة: تحليل مشاعر الضحايا في شهاداتهم، تحليل خطاب الكراهية في الشبكات الاجتماعية، تحليل خطاب المجرمين في الاعترافات. غير أنّ هذا التطبيق يطرح تحدّيات: العواطف معقّدة ومتعدّدة الأبعاد، الثقافة تُؤثّر على التعبير عن العاطفة، السياق ضروري لفهم العاطفة. ومن ثَمّ، يجب أن يُكمّل التحليل الآلي بتحليل بشري نوعي. وتُمثّل هذه التقنية فرصة للبحث في علوم الانحراف، لكنّها تستلزم وعياً نقدياً بحدودها (Hou et al., 2025; Nemeth & Koltai, 2021).

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الخامسة المعالجة الآلية للغات الطبيعية (NLP) بوصفها فرعاً متعدّد التخصّصات للذكاء الاصطناعي. واستعرضت مراحل معالجة النصوص الخمس (الترميز، التبسيط، إزالة الكلمات الوقفية، التذرير، التمثيل الرقمي). وعالجت تطبيقات NLP في تحليل الخطاب الجنائي والاجتماعي، مع التركيز على إشكاليات الاستخدام البحثي مقابل العملي. واختتمت بتحديات معالجة اللغة العربية وخصوصياتها.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• عرّف NLP واذكر خمسة من تطبيقاتها الرئيسية.

• اشرح مراحل معالجة النصوص الخمس بالترتيب.

• ما المقصود بـ«التضمين الكلماتي» (Word Embeddings)؟ ولماذا يُعدّ مهماً؟

• ناقش تطبيقات NLP في تحليل الخطاب الإجرامي وإشكالياتها.

• ما هي التحدّيات الخاصة بمعالجة اللغة العربية في NLP؟ وكيف يُمكن تجاوزها؟

• فرّق بين الاستخدام البحثي والاستخدام العملي لـNLP في علوم الانحراف.

**مراجع المحاضرة:** Jurafsky & Martin, 2024؛ Nemeth & Koltai, 2021؛ Bender et al., 2021؛ Benyamina, 2023؛ Ben Salah, 2023

## المحاضرة السادسة: التعلّم الآلي

### أهداف التعلم:

- تعريف التعلّم الآلي وأنواعه الثلاثة (الموجَّه، غير الموجَّه، المعزَّز).
- فهم خطوات بناء نموذج تعلّم آلي: البيانات، التدريب، الاختبار، التقييم.
- إدراك خوارزميات التعلّم الآلي الرئيسية واستخداماتها.
- تمييز تطبيقات التعلّم الآلي في علوم الانحراف والجريمة.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات 1–5.
- إلمام بأساسيات الإحصاء.

### 6.1 تعريف التعلّم الآلي وأنواعه

يُعرَّف التعلّم الآلي (Machine Learning, ML) بأنه «فرع من الذكاء الاصطناعي يُتيح للأنظمة تعلّم الأنماط من البيانات وتحسين أدائها دون أن تُبرمَج صراحةً لكلّ مهمّة» (Mitchell, 1997). ويختلف التعلّم الآلي عن البرمجة التقليدية في أنّ المبرمج لا يُحدّد القواعد صراحةً، بل يُقدّم بيانات ويترك للخوارزمية استخلاص القواعد. وتُميّز الأدبيات ثلاثة أنواع رئيسية من التعلّم الآلي: التعلّم الموجَّه (Supervised Learning)، والتعلّم غير الموجَّه (Unsupervised Learning)، والتعلّم المعزَّز (Reinforcement Learning).

التعلّم الموجَّه هو النوع الأكثر استخداماً، ويتطلّب بيانات مُعنونة (Labeled Data)، أي بيانات يُرفق كلّ سجلّ فيها بتصنيف أو قيمة. مثلاً، قاعدة بيانات جنائية تضمّ لكلّ سجين معطياته (العمر، الجنس، نوع الجريمة) وعلامة «أعاد الإجرام: نعم/لا». ويُدرَّب النموذج على هذه البيانات ليتمكّن من التنبؤ بالعلامة لسجلات جديدة. أمّا التعلّم غير الموجَّه فيعمل على بيانات غير مُعنونة، ويُكتشف فيها الأنماط أو المجموعات (Clustering). مثلاً، اكتشاف مجموعات من السجناء المتشابهين في خصائصهم دون تصنيف مسبق. أمّا التعلّم المعزَّز فيُدرَّب النموذج عبر التفاعل مع بيئة ويتعلّم من

الإشارات الإيجابية والسلبية، ويُستخدم في الألعاب والروبوتات (Alpaydin, 2020). وفي علوم الانحراف، يُمثّل التعلّم الموجَّه الأكثر استخداماً في التنبؤ بالعودة إلى الإجرام أو تصنيف أنواع الجرائم.

## 6.2 خطوات بناء نموذج تعلّم آلي

يمرّ بناء نموذج تعلّم آلي بعدّة خطوات منهجية. الخطوة الأولى هي «جمع البيانات» (Data Collection)، وهي خطوة حاسمة لأنّ جودة النموذج تتوقّف على جودة البيانات. وفي علوم الانحراف، تشمل مصادر البيانات: السجلات الرسمية (شرطة، محاكم، سجون)، البيانات المسحية، البيانات الرقمية (شبكات اجتماعية). الخطوة الثانية هي «تنظيف البيانات وإعدادها» (Data Preprocessing): معالجة القيم المفقودة، توحيد الصيغ، إزالة التط repeaters. الخطوة الثالثة هي «تقسيم البيانات» إلى مجموعة تدريب (Training Set) ومجموعة اختبار (Test Set)، عادةً بنسبة 70/30 أو 80/20.

الخطوة الرابعة هي «اختيار الخوارزمية» المناسبة لنوع المهمّة. الخطوة الخامسة هي «تدريب النموذج» على مجموعة التدريب. الخطوة السادسة هي «تقييم النموذج» على مجموعة الاختبار باستخدام مؤشّرات كالدفق (Accuracy)، الحساسية (Sensitivity)، النوعية (Specificity)، منحنى ROC. الخطوة السابعة هي «ضبط المعاملات» (Hyperparameter Tuning) لتحسين الأداء. الخطوة الثامنة هي «نشر النموذج» في الاستخدام العملي مع المتابعة المستمرّة. ومن المنظور السوسيولوجي، كلّ خطوة من هذه الخطوات تتضمّن اختيارات منهجية ذات آثار اجتماعية: اختيار المتغيّرات قد يُدخل تحيّزاً، اختيار عتبة القرار قد يُؤثّر على الإنصاف، تقييم النموذج بمؤشّر الدقّة وحده قد يُخفي تفاوتات بين الفئات (Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023). ومن ثَمّ، يُعدّ الوعي بهذه الخطوات وأبعادها شرطاً للبحث المسؤول.

## 6.3 خوارزميات التعلّم الآلي الرئيسية

تتعدّد خوارزميات التعلّم الآلي. من أشهرها في التصنيف: «الانحدار اللوجستي» (Logistic Regression) للتصنيف الثنائي، «الشجرة القرارية» (Decision Tree) لاتخاذ القرارات المتسلسلة، «الغابة العشوائية» (Random Forest) التي تجمع أشجاراً متعدّدة، «آلة المتجهات الداعمة» (Support Vector Machine) للحدود غير الخطية. وفي التجميع (Clustering): «K-Means» لتقسيم البيانات إلى مجموعات. وفي الانحدار (Regression): «الانحدار الخطي» (Linear

Regression) للتنبؤ بقيم عددية. وتختلف هذه الخوارزميات في تعقيدها وقدرتها على التفسير (Interpretability) ودقّتها.

وفي تطبيقات علوم الانحراف، يُعدّ التوازن بين الدقّة والتفسير مهمّاً. فالخوارزميات البسيطة كالشجرة القرارية يسهل تفسيرها (يمكن للقاضي فهم لماذا اتُّخذ القرار)، لكنّها قد تكون أقلّ دقّة. أمّا الخوارزميات المعقّدة كالشبكات العصبية فقد تكون أكثر دقّة لكنّها «صندوق أسود» يصعب تفسيره (Lipton, 2018). وقد طوّرت الأدبيات مفهوم «الإنصاف الخوارزمي» (Algorithmic Fairness) لقياس مدى تحيّز النموذج ضدّ فئات معيّنة، وطوّرت مؤشّرات متعدّدة للإنصاف ( Demographic Parity, Equal Opportunity, Calibration) لا يمكن تحقيقها كلّها في آن واحد، ممّا يطرح اختيارات قيمية صريحة. ومن ثَمّ، يُعدّ اختيار الخوارزمية في البحث الجنائي قراراً منهجياً وأخلاقياً، وليس مجرّد قرار تقني (Selbst et al., 2019).

### 6.4 تقييم نماذج التعلّم الآلي: مؤشّرات الأداء

تتعدّد مؤشّرات تقييم نماذج التعلّم الآلي، وكلّ منها يلتقط بُعداً مختلفاً من الأداء. مؤشّر «الدقّة» (Accuracy) هو نسبة التنبؤات الصحيحة، لكنّه قد يكون مضلّلاً في بيانات غير متوازنة (مثلاً، إذا كان 5% فقط من السكان مجرمين، فنموذج يتنبّأ دائماً بـ«لا جريمة» سيكون دقّته 95% لكنّه عديم الفائدة). مؤشّر «الحساسية» (Sensitivity/Recall) يقيس نسبة الحالات الإيجابية المُكتشَفة. مؤشّر «النوعية» (Specificity) يقيس نسبة الحالات السلبية المُكتشَفة بشكل صحيح. مؤشّر «الدقّة الإيجابية التنبؤية» (Precision) يقيس نسبة التنبؤات الإيجابية الصحيحة. مؤشّر «F1» يجمع بين Precision وRecall. ومنحنى «ROC–AUC» يُقيّم الأداء عبر عتبات مختلفة. وفي سياق العدالة الجنائية، تكتسي هذه المؤشّرات أهمية بالغة: ففي التنبؤ بالعودة إلى الإجرام، ارتكاب «إيجابية خاطئة» (تنبّأ بإعادة الجريمة لكنّها لم تحدث) قد يُؤدّي إلى سجن ظالم، بينما «سلبية خاطئة» (تنبّأ بعدم العودة لكنّها حدثت) قد يُؤدّي إلى إطلاق خطر. ومن ثَمّ، يجب اختيار النموذج بحسب الأهمّية النسبية لكلّ خطأ، وهو اختيار قيمي وأخلاقي وليس تقنياً فقط (Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023).

### 6.5 تطبيقات التعلّم الآلي في علوم الانحراف: أمثلة

تتعدّد تطبيقات التعلّم الآلي في علوم الانحراف. التطبيق 1: «التنبؤ بالعودة إلى الإجرام» — استخدام خوارزميات الانحدار اللوجستي أو الغابات العشوائية لتقدير احتمال عودة السجين إلى الإجرام بناءً على عوامل كالعمر، تاريخ الإجرام، الوضع الأسري. التطبيق 2: «تصنيف أنواع الجرائم» — استخدام خوارزميات التصنيف لتصنيف شكاوى أو قضايا إلى فئات (سرقة، اعتداء، احتيال) آلياً. التطبيق 3: «اكتشاف الشبكات الإجرامية» — استخدام خوارزميات التجميع (K-Means) لتحديد مجموعات من الأفراد المتشابهين في أنماط اتصالهم، ممّا قد يكشف شبكات إجرامية. التطبيق 4: «تحليل العوامل الاجتماعية للجريمة» — استخدام خوارزميات الانحدار لتحديد العوامل الاجتماعية (الفقر، التعليم، البطالة) المرتبطة بمعدّلات الجريمة. هذه التطبيقات تُمثّل إمكانيات بحثية قيّمة، لكنّها تستلزم وعياً نقدياً بالتحيّزات في البيانات (سجلات الشرطة قد تكون متحيّزة)، وحدود التنبؤ (ارتباط لا يعني سببية)، وأهمّية التفسير البشري للنتائج (Ferguson, 2017; Brayne, 2017).

### 6.6 تقييم نماذج التعلّم الآلي: مؤشّرات الأداء

تتعدّد مؤشّرات تقييم نماذج التعلّم الآلي، وكلّ منها يلتقط بُعداً مختلفاً من الأداء. مؤشّر «الدقّة» (Accuracy) هو نسبة التنبؤات الصحيحة، لكنّه قد يكون مضلّلاً في بيانات غير متوازنة. مؤشّر «الحساسية» (Sensitivity/Recall) يقيس نسبة الحالات الإيجابية المُكتشَفة. مؤشّر «النوعية» (Specificity) يقيس نسبة الحالات السلبية المُكتشَفة بشكل صحيح. مؤشّر «الدقّة الإيجابية التنبؤية» (Precision) يقيس نسبة التنبؤات الإيجابية الصحيحة. مؤشّر «F1» يجمع بين Precision وRecall. ومنحنى «ROC-AUC» يُقيّم الأداء عبر عتبات مختلفة. وفي سياق العدالة الجنائية، تكتسي هذه المؤشّرات أهمية بالغة: ففي التنبؤ بالعودة إلى الإجرام، ارتكاب «إيجابية خاطئة» (تنبّأ بإعادة الجريمة لكنّها لم تحدث) قد يُؤدّي إلى سجن ظالم، بينما «سلبية خاطئة» (تنبّأ بعدم العودة لكنّها حدثت) قد يُؤدّي إلى إطلاق خطر. ومن ثَمّ، يجب اختيار النموذج بحسب الأهمّية النسبية لكلّ خطأ، وهو اختيار قيمي وأخلاقي وليس تقنياً فقط (Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023; Dressel & Farid, 2018).

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة السادسة التعلّم الآلي بوصفه فرعاً محورياً للذكاء الاصطناعي. وعرّفت أنواعه الثلاثة (الموجَّه، غير الموجَّه، المعزَّز). واستعرضت خطوات بناء النموذج الثماني (من جمع البيانات إلى النشر). وعرضت الخوارزميات الرئيسية واستخداماتها، مع التركيز على إشكاليات التوازن بين الدقّة والتفسير والإنصاف الخوارزمي.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• قارن بين أنواع التعلّم الآلي الثلاثة مع أمثلة من المجال الجنائي.

• اذكر خطوات بناء نموذج تعلّم آلي الثماني بالترتيب.

• ما المقصود بمؤشّرات الدقّة والحساسية والنوعية؟ ولماذا قد لا تكفي الدقّة وحدها؟

• ناقش التوازن بين قابلية التفسير والدقّة في اختيار الخوارزمية.

• اشرح مفهوم «الإنصاف الخوارزمي» ومؤشّراته الأساسية.

• كيف يُمكن أن يُؤثّر اختيار المتغيّرات على تحيّز النموذج في علوم الانحراف؟

**مراجع المحاضرة:** Mitchell, 1997؛ Alpaydin, 2020؛ Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023؛ Lipton, 2018؛ Selbst et al., 2019؛ Géron, 2019

## المحاضرة السابعة: التعلّم العميق

### أهداف التعلم:

- تعريف التعلّم العميق وتمييزه عن التعلّم الآلي التقليدي.
- فهم بنية الشبكات العصبية الاصطناعية ووحداتها.
- إدراك أنواع الشبكات العصبية الرئيسية واستخداماتها.
- تمييز إشكاليات «الصندوق الأسود» وقابلية التفسير في التعلّم العميق.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرة السادسة (التعلّم الآلي).
- إلمام بأساسيات الجبر الخطي.

## 7.1 تعريف التعلّم العميق وتمييزه عن التعلّم الآلي

يُعرَّف التعلّم العميق (Deep Learning, DL) بأنه «فرع متقدّم من التعلّم الآلي يستخدم شبكات عصبية اصطناعية متعدّدة الطبقات لتعلّم تمثيلات هرمية للبيانات» (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). وكلمة «عميق» تشير إلى تعدّد الطبقات الخفية (Hidden Layers) في الشبكة، التي تُتيح نمذجة علاقات معقّدة وغير خطية. ويختلف التعلّم العميق عن التعلّم الآلي التقليدي في أنّه يستغني عن الهندسة اليدوية للسمات (Feature Engineering) ويترك للشبكة استخلاص السمات تلقائياً من البيانات الخام (كالصور أو النصوص).

وقد أحدث التعلّم العميق ثورة في الذكاء الاصطناعي منذ سنة 2012، إذ حقّق أداءً فائقاً في مهام تعرّف الصور والكلام ومعالجة اللغة. وقد فاز روّاد هذا المجال (جيفري هنتون، يوشوا بنغيو، يان لوكان) بجائزة تورينغ سنة 2018 تقديراً لإسهاماتهم. غير أنّ التعلّم العميق يستلزم كميات هائلة من البيانات والقدرة الحاسوبية، ويُعرف بـ«جشعه للبيانات» (Data-hungry). ومن المنظور الإبستمولوجي، يطرح التعلّم العميق تحدّياً جوهرياً: فهو يُنتج نماذج بالغة الدقّة في التنبؤ، لكنّه يُنتج «صناديق سوداء» يصعب تفسيرها (Burrell, 2016). وفي مجال العدالة الجنائية حيث تهمّ القرارات حياة الأفراد، تُمثّل هذه الخاصية إشكالاً أخلاقياً وقانونياً بالغاً.

## 7.2 بنية الشبكات العصبية الاصطناعية

تتألّف الشبكة العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Network, ANN) من وحدات معالجة تُسمّى «الخلايا العصبية الاصطناعية» (Neurons) المرتّبة في طبقات. وكلّ خلية تتلقّى مدخلات، تُطبّق عليها أوزاناً (Weights)، تجمعها، تطبّق دالّة تفعيل (Activation Function)، وتُخرج قيمة. وتتألّف الشبكة من: طبقة مدخلات (Input Layer) تستقبل البيانات، طبقات خفية (Hidden Layers) تُجري العمليات، وطبقة مخرجات (Output Layer) تُنتج النتيجة. وتتعلّم الشبكة عبر تعديل الأوزان آلياً باستخدام خوارزمية «الانتشار العكسي» (Backpropagation) التي تقلّل الخطأ بين التنبؤ والقيمة الحقيقية.

وتختلف الشبكات العصبية بحسب المهمّة. «الشبكة العصبية التلافيفية» (Convolutional Neural Network, CNN) متخصّصة في معالجة الصور، وتستخدم طبقات تلافيفية تستخلص السمات المكانية. و«الشبكة العصبية المتكرّرة» (Recurrent Neural Network, RNN) متخصّصة في البيانات المتسلسلة كالنصوص والزمن، وتمتلك ذاكرة للسياق. أمّا «المحوّلات» (Transformers) فهي البنية الحديثة التي تعتمد عليها النماذج اللغوية الكبيرة (GPT, BERT)، وتستخدم آلية «الانتباه» (Attention) التي تُتيح للنموذج التركيز على أجزاء محدّدة من المدخلات. وفي مجال علوم الانحراف، يُمكن استخدام CNN لتحليل صور مسارح الجريمة، وRNN لتحليل سلاسل زمنية للجرائم، وTransformers لتحليل نصوص جنائية معقّدة.

## 7.3 إشكاليات «الصندوق الأسود» وقابلية التفسير

تُمثّل إشكالية «الصندوق الأسود» (Black Box) أحد أكبر التحدّيات الأخلاقية والقانونية للتعلّم العميق. فالنموذج العميق قد يحتوي على ملايين أو مليارات المعاملات، ويستحيل على الإنسان تتبّع كيفية اتّخاذه لقرار محدّد. وهذا يطرح إشكاليات عدّة: (1) إشكالية المساءلة: من المسؤول عن خطأ النموذج؟ (2) إشكالية الحقّ في التفسير: في القضايا الجنائية، يحقّ للمتهم معرفة أساس القرار ضدّه. (3) إشكالية الثقة: يصعب على القاضي أو المسؤول الثقة في قرار لا يفهمه. (4) إشكالية التحيّز الخفي: قد يتعلّم النموذج سمات مُحيِّزة دون أن يدركها المبرمج.

وقد طوّرت الأدبيات حقل «الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير» (Explainable AI, XAI) لمعالجة هذه الإشكاليات، عبر تقنيات كـLIME وSHAP التي تُقدّر مساهمة كلّ مدخل في القرار. كما طُوّرت مقاربات «النمذجة المتعاضدة» حيث يُفسّر النموذج القرار أثناء اتّخاذه. غير أنّ هذه الحلول لا تزال جزئية. ومن المنظور السوسيولوجي، تطرح إشكالية الصندوق الأسود أسئلة حول توزيع السلطة المعرفية: من يملك القدرة على فهم النموذج؟ (عادةً الشركات التقنية الكبرى) ومن يتحمّل آثاره؟ (عادةً الفئات المهمَّشة). وهذا التوزيع غير المتكافئ للسلطة المعرفية يُمثّل شكلاً جديداً من أشكال التفاوت الذي ينبغي على علم الاجتماع الانحراف دراسته وتحليله (Pasquale, 2015; Burrell & Fourcade, 2021).

## 7.4 تطبيقات التعلّم العميق في علوم الانحراف

تتعدّد تطبيقات التعلّم العميق في علوم الانحراف والجريمة. التطبيق الأول: «تحليل صور مسارح الجريمة» عبر CNN لاكتشاف أدلّة أو أنماط. التطبيق الثاني: «تحليل سلاسل زمنية للجرائم» عبر RNN للتنبؤ بمعدّلات الجريمة المستقبلية. التطبيق الثالث: «تحليل نصوص جنائية معقّدة» عبر Transformers لاستخلاص معلومات من شهادات أو أحكام قضائية. التطبيق الرابع: «التعرّف على الوجوه» في التحقيقات، الذي يثير إشكاليات أخلاقية وقانونية واسعة. التطبيق الخامس: «تحليل شبكات الإجرام» عبر نماذج تتعامل مع البيانات الگرافية. كلّ تطبيق يستلزم وعياً بحدود التعلّم العميق: الحاجة إلى بيانات تدريب هائلة، إشكالية الصندوق الأسود، خطر إعادة إنتاج التحيّزات، صعوبة التفسير في القرارات التي تهمّ حقوق الأفراد. ومن ثَمّ، يستلزم استخدامه في علوم الانحراف مقاربة حذرة تجمع بين الاستفادة من قدراته التحليلية والوعي بمخاطره الاجتماعية والأخلاقية (Goodfellow et al., 2016; Burrell, 2016).

## 7.5 تطوّر النماذج التوليدية والآثار الاجتماعية

شهدت السنوات الأخيرة تطوّراً مذهلاً في النماذج التوليدية (Generative Models) القادرة على توليد نصوص وصور وأصوات وفيديوهات واقعية. نماذج كـGPT-4 وDALL-E وStable Diffusion وSora تُمثّل قفزة نوعية في قدرات الذكاء الاصطناعي. هذا التطوّر له آثار اجتماعية بالغة: (1) تحويل الإبداع والكتابة والفنون، (2) إشكاليات الملكية الفكرية والتأليف، (3) مخاطر التضليل والتزييف العميق، (4) تحوّل سوق العمل، (5) إعادة تعريف مفهوم «الحقيقة» و«الواقع». وفي مجال علوم الانحراف،

تطرح هذه النماذج أسئلة حول: أنماط جديدة من الجريمة (الاحتيال عبر التزييف، الابتزاز عبر صور مزوّرة)، تحدّيات الإثبات القضائي (كيف نُثبت أنّ دليلاً رقمياً حقيقي؟)، أنماط جديدة من الانحراف (التنمر عبر بوتات، التحرّش عبر صور مولّدة). ويُمثّل هذا الميدان مجالاً بحثياً ناشئاً ومتجدّداً، يستلزم من الباحث في علم الاجتماع الانحراف متابعة دائمة وتحليلاً نقدياً مستمرّاً (Brundage et al., 2018).

## 7.6 بنية الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) بالتفصيل

تتألّف الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) من طبقات متعدّدة. الطبقة الأولى هي طبقة الإدخال التي تستقبل الصورة كمصفوفة أرقام. الطبقة الثانية هي طبقة التلافيف (Convolutional Layer) التي تطبّق مرشّحات (Filters) لاستخلاص السمات (الحواف، الأشكال، الأنسجة). الطبقة الثالثة هي طبقة التجميع (Pooling Layer) التي تُقلّل الأبعاد المكانية. تُكرَّر هاتان الطبقتان عدة مرات لاستخلاص سمات أعقد. الطبقة الرابعة هي طبقة التسطيح (Flattening) التي تحوّل البيانات إلى متّجه. الطبقة الخامسة هي الطبقة المتّصلة تماماً (Fully Connected Layer) التي تقوم بالتصنيف النهائي. هذا التصميم مستوحى من بنية القشرة البصرية في الدماغ البشري. وفي تطبيقات علوم الانحراف، يُمكن استخدام CNN لتحليل صور مسارح الجريمة أو وثائق_identity، أو حتى لتطوير أنظمة التعرّف على الوجوه في التحقيقات (Goodfellow et al., 2016).

## 7.7 تحدّيات تدريب الشبكات العميقة

يواجه تدريب الشبكات العميقة تحدّيات تقنية متعدّدة. التحدّي الأول: «الاختفاء المتدرّج» (Vanishing Gradient) حيث تتناقص الإشارات عبر الطبقات ويصبح التعلّم صعباً. التحدّي الثاني: «الإفراط في التخصّص» (Overfitting) حيث يحفظ النموذج بيانات التدريب بدل تعلّم الأنماط العامة. التحدّي الثالث: «الحاجة إلى بيانات ضخمة» فقد تتطلّب النماذج ملايين الأمثلة. التحدّي الرابع: «الحاجة إلى قدرة حاسوبية هائلة» فقد يستغرق تدريب نموذج كبير أسابيع على معالِجات مكلفة. التحدّي الخامس: «ضبط المعاملات» إذ تتطلّب النماذج ضبط دقيق لعشرات المعاملات. وقد طوّرت الأدبيات تقنيات لمعالجة هذه التحدّيات: التعلّم بالانتقال (Transfer Learning) الذي يعيد استخدام نماذج مدرَّبة

مسبقاً، تقنيات التسوية (Regularization) لمنع الإفراط، التعلّم الموازي. والوعي بهذه التحدّيات جزء من التكوين التقني للباحث الذي يعتزم استخدام التعلّم العميق (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

### 7.8 تطوّر النماذج اللغوية الكبيرة: من GPT-1 إلى GPT-4

شهدت النماذج اللغوية الكبيرة تطوّراً مذهلاً في سنوات قليلة. GPT-1 (2018): 117 مليون معامل، أوّل نموذج يُظهر قدرات التوليد. GPT-2 (2019): 1.5 مليار معامل، أثار جدلاً لدرجة أنّ OpenAI تردّدت في إصداره كاملاً خوفاً من إساءة الاستخدام. GPT-3 (2020): 175 مليار معامل، قفزة نوعية في القدرات، ظهرت فيه قدرات «التعلّم من أمثلة قليلة» (Few-shot Learning). GPT-4 (2023): معاملات أكثر (لم يُكشف العدد الدقيق)، قدرات متعدّدة الوسائط (نص، صورة)، أداء محسّن في التفكير المنطقي. نماذج أخرى مثل Gemini (2023)، LLaMA (2023)، BERT (2018) (2023). هذا التطوّر السريع يطرح أسئلة إبستمولوجية وأخلاقية: هل القوّة تأتي من حجم البيانات والمعاملات فقط؟ ما حدود القدرات الحقيقية؟ ما المخاطر المرتبطة بهذا التطوّر المتسارع؟ ويُمثّل التطوّر السريع تحدّياً للباحثين والمنظّمين والمجتمع لمواكبته نقدياً (Bender et al., 2021; Mitchell, 2019).

### 7.9 التعلّم بالانتقال (Transfer Learning) وأهمّيته

التعلّم بالانتقال (Transfer Learning) هو تقنية تستخدم نموذجاً مدرَّباً مسبقاً على مهمّة كبيرة، ثم تُكيّفه لمهمّة محدّدة أصغر. هذه التقنية أحدثت ثورة في التعلّم العميق لأنّها: (1) تُقلّل الحاجة إلى بيانات تدريب كبيرة للمهمّة الجديدة، (2) تُقلّل الحاجة إلى قدرة حاسوبية هائلة، (3) تُتيح الاستفادة من النماذج المُدرَّبة مسبقاً (Pre-trained Models). أمثلة: استخدام BERT للعربية ومهمّة تصنيف النصوص الجنائية، استخدام ResNet للصور ومهمّة تحليل صور مسرح الجريمة. وتُمثّل هذه التقنية فرصة للباحثين في الدول النامية الذين لا يملكون موارد لتدريب نماذج كبيرة من الصفر. غير أنّها تطرح أسئلة: ما التحيّزات المُدمَجة في النموذج المُدرَّب مسبقاً؟ كيف نُقيّم جودته للمهمّة الجديدة؟ كيف نضمن أنّ التكييف لا يُكرّس تحيّزات؟ هذه الأسئلة جزء من الممارسة البحثية المسؤولة (Tan et al., 2018; Géron, 2019).

**خلاصة المحاضرة:**

• تناولت المحاضرة السابعة التعلّم العميق بوصفه فرعاً متقدّماً من التعلّم الآلي يستخدم شبكات عصبية متعدّدة الطبقات. وعرضت بنية الشبكة العصبية (الخلايا، الطبقات، الأوزان، الانتشار العكسي) وأنواعها (CNN, RNN, Transformers). وعالجت إشكاليات «الصندوق الأسود» وقابلية التفسير، ودور حقل XAI، وأبعاد توزيع السلطة المعرفية في النماذج العميقة.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• ما الفرق بين التعلّم العميق والتعلّم الآلي التقليدي؟

• اشرح بنية الشبكة العصبية الاصطناعية ووحداتها.

• قارن بين CNN وRNN وTransformers من حيث الاستخدام.

• ما المقصود بـ«الصندوق الأسود»؟ ولماذا يطرح إشكاليات أخلاقية في العدالة الجنائية؟

• اشرح تقنيات XAI (LIME، SHAP) وكيفية معالجتها لإشكالية التفسير.

• ناقش البُعد السوسيولوجي لتوزيع السلطة المعرفية في النماذج العميقة.

**مراجع المحاضرة:** Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016؛ LeCun, Bengio, & Hinton, 2015؛ Burrell, 2016؛ Pasquale, 2015؛ Burrell & Fourcade, 2021؛ Lipton, 2018

## المحاضرة الثامنة: هندسة الأوامر في الذكاء الاصطناعي، الجزء الأول

### أهداف التعلم:

- تعريف هندسة الأوامر (Prompt Engineering) ومبادئها.
- فهم بنية الأمر الفعّال ومكوّناته.
- إدراك تقنيات التصميم الأساسية للأوامر.
- تمييز أنواع الأوامر واستخداماتها في البحث الأكاديمي.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات 1–7.
- التعامل المبدئي مع نماذج لغوية كـChatGPT.

## 8.1 تعريف هندسة الأوامر وأهمّيتها

تُعرَّف هندسة الأوامر (Prompt Engineering) بأنها «ممارسة تصميم وتحسين الأوامر (Prompts) المُدخَلة إلى النماذج اللغوية الكبيرة (LLMs) للحصول على إجابات دقيقة وملائمة» (White et al., 2023). ومع ظهور النماذج اللغوية الكبيرة كـChatGPT، أصبحت هندسة الأوامر مهارة أساسية للباحثين والممارسين، إذ إنّ جودة المخرجات تتوقّف بشكل كبير على جودة الأمر المُدخَل. وتُمثّل هذه المهارة نوعاً جديداً من «التفاعل البشري–الآلي» حيث يتعلّم الإنسان كيفية «التحدّث» مع النموذج بفاعلية.

ومن المنظور الإبستمولوجي، تطرح هندسة الأوامر أسئلة مهمّة حول طبيعة المعرفة المُنتَجة. فالأمر (Prompt) ليس مجرّد سؤال، بل إطار معرفي يوجّه إجابة النموذج. والأوامر المختلفة للنموذج نفسه قد تُنتج إجابات مختلفة جوهرياً. وهذا يطرح مسؤولية على الباحث: كيف يُصاغ الأمر بطريقة محايدة علمياً؟ وكيف يُوثّق الباحث أوامره لضمان التكرارية العلمية؟ وقد بدأت المجلات العلمية تطالب بتوثيق الأوامر المُستخدَمة في الأبحاث، شأنها شأن توثيق البيانات والمنهجيات (Zohery, 2023). وفي مجال علوم الانحراف، حيث قد تُستخدم النماذج اللغوية لتحليل نصوص جنائية، تُصبح هندسة الأوامر جزءاً من المنهجية البحثية التي يجب توثيقها ونقدها.

## 8.2 بنية الأمر الفعّال ومكوّناته

يتألّف الأمر الفعّال من عدّة مكوّنات. المكوّن الأول هو «الدور» (Role): تحديد الدور الذي يلعبه النموذج (مثلاً: «أنت باحث في علم الاجتماع الانحراف»). المكوّن الثاني هو «المهمّة» (Task): وصف واضح للمهمّة المطلوبة (مثلاً: «حلّل النص التالي لاستخلاص العوامل الاجتماعية المرتبطة بالانحراف»). المكوّن الثالث هو «السياق» (Context): تقديم المعلومات اللازمة (مثلاً: «النصّ هو شهادة سجين...»). المكوّن الرابع هو «تنسيق الإخراج» (Output Format): تحديد كيف يُقدّم النموذج الإجابة (مثلاً: «في قائمة من 5 نقاط مع شرح موجز لكلّ نقطة»).

وكلّما كان الأمر أكثر تحديداً وتفصيلاً، كانت الإجابة أدقّ وأكثر ملاءمة. ومن الأخطاء الشائعة للمبتدئين إدخال أوامر عامّة وغامضة، ممّا يُؤدّي إلى إجابات عامّة أو غير دقيقة. وقد طوّرت الأدبيات أنماطاً من الأوامر الجاهزة (Prompt Patterns) لمهام محدّدة (White et al., 2023). ومن التقنيات المتقدّمة «سلسلة التفكير» (Chain-of-Thought) التي تطلب من النموذج شرح خطوات تفكيره، ممّا يحسّن دقّة الإجابة في المهام المنطقية (Wei et al., 2022). وفي سياق البحث في علوم الانحراف، يُمكن استخدام هذه التقنيات لتحليل النصوص الجنائية بشكل منهجي، أو لتوليد فرضيات بحثية، أو لمراجعة الأدبيات. غير أنّ الباحث يجب أن يكون واعياً لمحدوديات النماذج: فهي قد «تهلوس» (Hallucinate) بإنتاج معلومات غير صحيحة، ولا يُمكن الوثوق بها دون التحقّق من المصادر.

## 8.3 أنواع الأوامر واستخداماتها في البحث

تتعدّد أنواع الأوامر بحسب المهمّة. النوع الأول هو «الأوامر الاستكشافية» التي تهدف إلى استكشاف موضوع أو توليد أفكار (مثلاً: «ما العوامل الاجتماعية المرتبطة بعودة الإجرام؟»). النوع الثاني هو «الأوامر التحليلية» التي تطلب تحليل نص أو بيانات (مثلاً: «حلّل النص التالي لاستخلاص أنماط الخطاب الإجرامي»). النوع الثالث هو «الأوامر الإبداعية» التي تطلب توليد نصوص (مثلاً: «اكتب ملخصاً للورقة البحثية التالية»). النوع الرابع هو «الأوامر المنهجية» التي تطلب المساعدة في تصميم البحث (مثلاً: «اقترح منهجية لدراسة تأثير الفقر على الانحراف»).

وفي كلّ هذه الأنواع، يجب أن يكون الباحث واعياً لإشكاليات أكاديمية. أوّلاً، «الانحياز في التدريب»: النماذج اللغوية الكبيرة مُدرَّبة على نصوص متاحة على الإنترنت، التي قد تكون منحازة ثقافياً (للمحتوى الإنجليزي الغربي) وأيديولوجياً. ثانياً، «الهلوسة»: قد يُنتج النموذج معلومات تبدو مقنعة لكنّها خاطئة، ممّا يستلزم التحقّق الدقيق. ثالثاً، «الخصوصية»: إدخال بيانات حسّاسة (كشهادات الضحايا) قد ينتهك سرّية البحث. رابعاً، «الاستشهاد»: كيف يُستشهد بإجابة نموذج لغوي؟ وقد طوّرت المجلات الأكاديمية إرشادات لاستخدام النماذج اللغوية في البحث، تتراوح بين المنع التامّ والسماح المشروط بالتوثيق والتحقّق (Arms, Norton, & Sacco, 2024). ومن ثَمّ، يُعدّ تكوين الباحث على هندسة الأوامر المسؤولة جزءاً من تكوينه الأكاديمي في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 8.4 أمثلة تطبيقية لهندسة الأوامر في البحث السوسيولوجي

لتوضيح المفاهيم، نستعرض أمثلة لأوامر عملية في البحث السوسيولوجي. المثال 1 (أمر استكشافي): «أنت باحث في علم الاجتماع الانحراف. اقترح خمس فرضيات حول العلاقة بين البطالة ومعدّل الجريمة في المجتمعات الحضرية، مع شرح موجز لكلّ فرضية وتوقّع قابليتها للتحقّق التجريبي.» المثال 2 (أمر تحليلي): «حلّل النصّ التالي (شهادة سجين) لاستخلاص: (1) العوامل الاجتماعية المرتبطة بانحرافه، (2) البنية الخطابية للشهادة، (3) التمثّلات الذاتية للسجين. قدّم التحليل في تقرير منظمّ بثلاثة أقسام.» المثال 3 (أمر منهجي): «صمّم استبياناً لقياس اتجاهات الشباب نحو الجريمة الإلكترونية، يتضمّن: الهدف، المتغيّرات، الأسئلة (10 أسئلة مغلقة و5 مفتوحة)، طريقة التحليل.» كلّ أمر من هذه الأمثلة يُمثّل نموذجاً لتطبيق هندسة الأوامر في البحث، ويُمكن للطالب تطويره وتكييفه. غير أنّ الطالب يجب أن يتذكّر دائماً أنّ إجابات النموذج ليست معرفة نهائية، بل مسوّدة أولية تستلزم التحقّق والتحليل النقدي المستقلّ.

## 8.5 أمثلة تطبيقية لهندسة الأوامر في البحث السوسيولوجي

لتوضيح المفاهيم، نستعرض أمثلة لأوامر عملية في البحث السوسيولوجي. المثال 1 (أمر استكشافي): «أنت باحث في علم الاجتماع الانحراف. اقترح خمس فرضيات حول العلاقة بين البطالة ومعدّل الجريمة في المجتمعات الحضرية، مع شرح موجز لكلّ فرضية وتوقّع قابليتها للتحقّق التجريبي.» المثال 2 (أمر تحليلي): «حلّل النصّ التالي (شهادة سجين) لاستخلاص: (1) العوامل الاجتماعية

المرتبطة بانحرافه، (2) البنية الخطابية للشهادة، (3) التمثّلات الذاتية للسجين. قدّم التحليل في تقرير منظمّ بثلاثة أقسام.» المثال 3 (أمر منهجي): «صمّم استبياناً لقياس اتجاهات الشباب نحو الجريمة الإلكترونية، يتضمّن: الهدف، المتغيّرات، الأسئلة (10 أسئلة مغلقة و5 مفتوحة)، طريقة التحليل.» كلّ أمر من هذه الأمثلة يُمثّل نموذجاً لتطبيق هندسة الأوامر في البحث، ويُمكن للطالب تطويره وتكييفه. غير أنّ الطالب يجب أن يتذكّر دائماً أنّ إجابات النموذج ليست معرفة نهائية، بل مسوّدة أولية تستلزم التحقّق والتحليل النقدي المستقلّ.

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الثامنة (الجزء الأول من هندسة الأوامر) تعريف هندسة الأوامر وأهمّيتها الإبستمولوجية. وعرضت بنية الأمر الفعّال ومكوّناته الأربعة (الدور، المهمّة، السياق، تنسيق الإخراج). واستعرضت أنواع الأوامر الأربعة (استكشافية، تحليلية، إبداعية، منهجية) وإشكالياتها الأكاديمية (الانحياز، الهلوسة، الخصوصية، الاستشهاد).

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• عرّف هندسة الأوامر (Prompt Engineering) ولماذا تُعدّ مهارة أساسية للباحث؟

• اذكر المكوّنات الأربعة للأمر الفعّال، مع مثال تطبيقي.

• ما المقصود بـ«سلسلة التفكير» (Chain-of-Thought)؟ وكيف تُحسّن الدقّة؟

• صنّف أنواع الأوامر الأربعة مع أمثلة من مجال علوم الانحراف.

• ناقش الإشكاليات الأكاديمية الأربع لاستخدام النماذج اللغوية في البحث.

• كيف يُمكن للباحث توثيق أوامره لضمان التكرارية العلمية؟

**مراجع المحاضرة:** White et al., 2023؛ Wei et al., 2022؛ Zohery, 2023؛ Arms, Norton, & Sacco, 2024؛ Liao et al., 2024

## المحاضرة التاسعة: هندسة الأوامر في الذكاء الاصطناعي، الجزء الثاني

### أهداف التعلم:

- إتقان تقنيات هندسة الأوامر المتقدّمة.
- فهم استراتيجيات تحسين جودة إجابات النماذج اللغوية.
- إدراك تطبيقات هندسة الأوامر في البحث في علوم الانحراف.
- تمييز حدود هندسة الأوامر وإشكالياتها الأخلاقية.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرة الثامنة (الجزء الأول من هندسة الأوامر).
- ممارسة مبدئية مع نموذج لغوي كـChatGPT.

### 9.1 تقنيات هندسة الأوامر المتقدّمة

تتعدّد تقنيات هندسة الأوامر المتقدّمة. التقنية الأولى هي «الأوامر القليلة الشوت» (Few-Shot Prompting) التي تُقدّم أمثلة قليلة للنموذج قبل المهمّة المطلوبة، ممّا يُوجّه سلوكه. مثلاً: تقديم ثلاث أمثلة لتحليل خطاب إجرامي قبل طلب تحليل نصّ جديد. التقنية الثانية هي «الأوامر الصفرية الشوت» (Zero-Shot Prompting) التي تطلب المهمّة دون أمثلة، وتعتمد على المعرفة العامة للنموذج. التقنية الثالثة هي «سلسلة التفكير» (Chain-of-Thought) المُشارة في المحاضرة السابقة. التقنية الرابعة هي «توليد المعرفة» (Knowledge Generation) حيث يُطلب من النموذج أوّلاً توليد معرفة حول الموضوع، ثم استخدامها للإجابة عن السؤال.

التقنية الخامسة هي «التكرار الذاتي» (Self-Consistency) حيث يُطلب من النموذج توليد إجابات متعدّدة لنفس السؤال، ثم اختيار الإجابة الأكثر توافقاً. التقنية السادسة هي «التفكير المتسلسل الشجري» (Tree of Thoughts) الذي يُتيح للنموذج استكشاف مسارات تفكير متعدّدة. التقنية السابعة هي «التفكير التوجيهي» (Directional Stimulus) الذي يُقدّم تلميحات للنموذج أثناء التفكير. وقد أظهرت هذه التقنيات تحسّناً ملحوظاً في دقّة النماذج، خاصة في المهام المنطقية والمعقّدة (Chen et al., 2025). وفي مجال علوم الانحراف، يُمكن استخدام هذه التقنيات لتحليل معمّق للنصوص الجنائية،

أو لتوليد فرضيات بحثية متعدّدة، أو لتقييم أدلّة في قضايا. غير أنّ الباحث يجب أن يكون واعياً أنّ التقنيات المعقّدة تستهلك وقتاً وموارد حاسوبية أكبر، وأنّها قد تُقدّم إجابات معقّدة تظهر دقّة غير حقيقية.

## 9.2 استراتيجيات تحسين جودة الإجابات

تتعدّد الاستراتيجيات لتحسين جودة إجابات النماذج اللغوية. الاستراتيجية الأولى هي «التحقّق المتقاطع» (Cross-Validation): طلب إجابة من نموذجين مختلفين أو عبر جلسات متعدّدة، ومقارنة النتائج. الاستراتيجية الثانية هي «التحلّل إلى خطوات» (Decomposition): تقسيم المهمّة المعقّدة إلى مهامّ جزئية بسيطة. الاستراتيجية الثالثة هي «التحقّق من المصادر» (Source Verification): طلب من النموذج ذكر مصادره، ثم التحقّق منها بشكل مستقلّ. الاستراتيجية الرابعة هي «التحسّن التكراري» (Iterative Refinement): طلب تحسين الإجابة عبر دورات متعدّدة.

الاستراتيجية الخامسة هي «تقديم أمثلة سلبية وإيجابية» للمهمّة المطلوبة، ممّا يُساعد النموذج على فهم ما هو مرغوب وما هو غير مرغوب. الاستراتيجية السادسة هي «التحديد الدقيق للجمهور والنبرة»: طلب إجابة لمتلقّي محدّد بنبرة محدّدة (مثلاً: «اشرح لطالب ماستر في علم الاجتماع الانحراف بنبرة أكاديمية»). الاستراتيجية السابعة هي «استخدام المعايير الخارجية» (External Standards): تزويد النموذج بمعايير أكاديمية محدّدة (مثل معايير APA، أو معايير البحث النوعي) ليُطبّقها. وفي كلّ هذه الاستراتيجيات، يبقى الباحث هو المسؤول الأخير عن جودة المنتج النهائي، ولا يُمكنه تفويض المسؤولية العلمية كلياً للنموذج. ومن ثَمّ، تُمثّل هندسة الأوامر الجيّدة شرطاً ضرورياً لكن غير كافٍ للبحث الأكاديمي المسؤول.

## 9.3 تطبيقات هندسة الأوامر في علوم الانحراف وحدودها

تتعدّد تطبيقات هندسة الأوامر في البحث في علوم الانحراف والجريمة. التطبيق الأول هو «مراجعة الأدبيات»: طلب من النموذج تلخيص أبرز الأطروحات حول موضوع معيّن. غير أنّ هذا التطبيق يستلزم التحقّق من المصادر، لأنّ النموذج قد «يهلوس» بمراجع غير موجودة. التطبيق الثاني هو «تحليل النصوص الجنائية»: تحليل شهادات، اعترافات، أحكام قضائية. التطبيق الثالث هو «توليد فرضيات بحثية»: استكشاف العوامل المحتملة المرتبطة بظاهرة انحرافية. التطبيق الرابع هو «صياغة الاستبيانات والمقابلات»: اقتراح أسئلة بحثية.

التطبيق الخامس هو «المساعدة في التحليل النوعي»: ترميز البيانات النوعية، تصنيف الموضوعات. غير أنّ لهندسة الأوامر حدوداً يجب الوعي بها. الحدّ الأول هو «الانحياز الثقافي»: النماذج مُدرَّبة على نصوص غربية بالأساس، وقد لا تكون ملائمة للسياقات العربية والإسلامية. الحدّ الثاني هو «الهلوسة»: إنتاج معلومات خاطئة تبدو مقنعة. الحدّ الثالث هو «غياب الفهم العميق»: النموذج يُعيد ترتيب الأنماط اللغوية دون فهم عميق للظواهر الاجتماعية. الحدّ الرابع هو «المسألة الأخلاقية»: استخدام النماذج في قرارات تهمّ الأفراد (كالتنبؤ بالعودة إلى الإجرام) دون فهم كافٍ قد يُؤدّي إلى ظلم. الحدّ الخامس هو «الخصوصية»: إدخال بيانات حسّاسة قد ينتهك السرّية. ومن ثَمّ، يستلزم الاستخدام المسؤول لهندسة الأوامر في علوم الانحراف وعياً نقدياً بهذه الحدود والتزاماً بالمعايير الأكاديمية والأخلاقية. وقد طوّرت الجامعات والهيئات العلمية إرشادات لاستخدام الذكاء الاصطناعي التوليدي في البحث، ينبغي للباحث الاطّلاع عليها والالتزام بها.

## 9.4 أخلاقيات هندسة الأوامر في البحث الجنائي

تطرح هندسة الأوامر في البحث الجنائي أسئلة أخلاقية خاصّة. السؤال الأول: هل يجوز استخدام النماذج اللغوية لتحليل شهادات الضحايا، حيث قد تحتوي على معلومات حسّاسة؟ السؤال الثاني: كيف نضمن أنّ النموذج لا «يهلوس» في إنتاج معلومات قد تُؤثّر على قرارات قضائية؟ السؤال الثالث: ما مدى شفافية الأمر المُستخدَم، وهل يجب توثيقه كما تُوثَّق المنهجيات الأخرى؟ السؤال الرابع: كيف نُوازن بين الكفاءة (استخدام النموذج لتسريع التحليل) والاعتمادية (التحقّق من نتائجه)؟ السؤال الخامس: ما حدود استخدام النماذج في اتخاذ قرارات تهمّ الأفراد (مثل تقييم مخاطر العودة إلى الإجرام)؟ هذه الأسئلة لا تملك إجابات قاطعة، بل تستلزم نقاشاً أخلاقياً مستمرّاً في المجتمع العلمي. وقد بدأت المجلات الأكاديمية تطوير إرشادات لاستخدام الذكاء الاصطناعي التوليدي في البحث، تتراوح بين المنع والسماح المشروط بالتوثيق والتحقّق. ويُمثّل الالتزام بهذه الإرشادات جزءاً من ممارسة البحث المسؤول في زمن الذكاء الاصطناعي (Arms, Norton, & Sacco, 2024; Zohery, 2023).

## 9.5 أدوات الذكاء الاصطناعي المساعدة في البحث الأكاديمي

تتعدّد الأدوات التي يستخدمها الباحثون في عملهم اليومي. الأداة الأولى: «المساعدة في الكتابة» (كـChatGPT لتحرير المسوّدات، Grammarly للتصحيح اللغوي). الأداة الثانية: «مراجعة الأدبيات»

(كـElicit, Consensus التي تُلخّص الأبحاث). الأداة الثالثة: «إدارة المراجع» (كـZotero, Mendeley). الأداة الرابعة: «تحليل البيانات» (كـGitHub Copilot لكتابة الكود، ChatGPT لتحليل نتائج). الأداة الخامسة: «الترجمة» (كـDeepL). كلّ أداة لها استخدامها المناسب وحدودها. غير أنّ الإفراط في الاعتماد عليها قد يُضعف المهارات البحثية الأساسية، وقد يُؤدّي إلى أخطاء (هلوسة) أو انتهاكات أكاديمية (انتحال). ومن ثَمّ، يستلزم الاستخدام المسؤول وعياً بحدود كلّ أداة والتزاماً بمعايير النزاهة الأكاديمية. وقد طوّرت الجامعات سياسات لاستخدام الذكاء الاصطناعي في الأبحاث الطلابية، ينبغي للطالب الاطّلاع عليها والالتزام بها.

## 9.6 أخلاقيات هندسة الأوامر في البحث الجنائي

تطرح هندسة الأوامر في البحث الجنائي أسئلة أخلاقية خاصّة. السؤال الأول: هل يجوز استخدام النماذج اللغوية لتحليل شهادات الضحايا، حيث قد تحتوي على معلومات حسّاسة؟ السؤال الثاني: كيف نضمن أنّ النموذج لا «يهلوس» في إنتاج معلومات قد تُؤثّر على قرارات قضائية؟ السؤال الثالث: ما مدى شفافية الأمر المُستخدَم، وهل يجب توثيقه كما تُوثَّق المنهجيات الأخرى؟ السؤال الرابع: كيف نُوازن بين الكفاءة (استخدام النموذج لتسريع التحليل) والاعتمادية (التحقّق من نتائجه)؟ السؤال الخامس: ما حدود استخدام النماذج في اتخاذ قرارات تهمّ الأفراد (مثل تقييم مخاطر العودة إلى الإجرام)؟ هذه الأسئلة لا تملك إجابات قاطعة، بل تستلزم نقاشاً أخلاقياً مستمرّاً في المجتمع العلمي. وقد بدأت المجلات الأكاديمية تطوير إرشادات لاستخدام الذكاء الاصطناعي التوليدي في البحث، تتراوح بين المنع والسماح المشروط بالتوثيق والتحقّق. ويُمثّل الالتزام بهذه الإرشادات جزءاً من ممارسة البحث المسؤول في زمن الذكاء الاصطناعي (Arms, Norton, & Sacco, 2024; Zohery, 2023).

## 9.7 أدوات الذكاء الاصطناعي المساعدة في البحث الأكاديمي

تتعدّد الأدوات التي يستخدمها الباحثون في عملهم اليومي. الأداة الأولى: «المساعدة في الكتابة» (كـChatGPT لتحرير المسوّدات، Grammarly للتصحيح اللغوي). الأداة الثانية: «مراجعة الأدبيات» (كـElicit, Consensus التي تُلخّص الأبحاث). الأداة الثالثة: «إدارة المراجع» (كـZotero, Mendeley). الأداة الرابعة: «تحليل البيانات» (كـGitHub Copilot لكتابة الكود، ChatGPT لتحليل نتائج). الأداة الخامسة: «الترجمة» (كـDeepL). كلّ أداة لها استخدامها المناسب وحدودها. غير أنّ

الإفراط في الاعتماد عليها قد يُضعف المهارات البحثية الأساسية، وقد يُؤدّي إلى أخطاء (هلوسة) أو انتهاكات أكاديمية (انتحال). ومن ثَمّ، يستلزم الاستخدام المسؤول وعياً بحدود كلّ أداة والتزاماً بمعايير النزاهة الأكاديمية. وقد طوّرت الجامعات سياسات لاستخدام الذكاء الاصطناعي في الأبحاث الطلابية، ينبغي للطالب الاطّلاع عليها والالتزام بها (Zohery, 2023; Arms, Norton, & Sacco, 2024).

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة التاسعة (الجزء الثاني من هندسة الأوامر) تقنيات هندسة الأوامر المتقدّمة (Few-Shot، Zero-Shot، Chain-of-Thought، Knowledge Generation، Self-Consistency، Tree of Thoughts). واستعرضت استراتيجيات تحسين جودة الإجابات (التحقّق المتقاطع، التحلّل إلى خطوات، التحقّق من المصادر، التحسّن التكراري). وعالجت تطبيقات هندسة الأوامر في علوم الانحراف وحدودها الخمسة.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• قارن بين تقنيتَي Few-Shot وZero-Shot مع أمثلة.

• اشرح تقنية «توليد المعرفة» (Knowledge Generation) وفائدتها.

• اذكر خمس استراتيجيات لتحسين جودة إجابات النماذج اللغوية.

• ناقش خمسة تطبيقات لهندسة الأوامر في البحث في علوم الانحراف.

• ما هي حدود هندسة الأوامر؟ وكيف يُمكن للباحث التعامل المسؤول معها؟

• صمّم أمراً متقدّماً لتحليل شهادة سجين باستخدام التقنيات المُستعرضة.

**مراجع المحاضرة:** Chen et al., 2025؛ Wei et al., 2022؛ White et al., 2023؛ Liao et al., 2024؛ Arms, Norton, & Sacco, 2024

## المحاضرة العاشرة: الإنسانيات الرقمية

### أهداف التعلم:

- تعريف الإنسانيات الرقمية (Digital Humanities) ومجالها المعرفي.
- فهم تطوّر الإنسانيات الرقمية ومناهجها.
- إدراك دور الذكاء الاصطناعي في تطوير الإنسانيات الرقمية.
- تمييز تطبيقات الإنسانيات الرقمية في دراسة الانحراف والجريمة.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات السابقة، خاصة 5 و8.
- إلمام بالمناهج النوعية في العلوم الإنسانية.

### 10.1 تعريف الإنسانيات الرقمية ومجالها

تُعرَّف الإنسانيات الرقمية (Digital Humanities, DH) بأنها «مجال بحثي يتقاطع فيه استخدام التقنيات الرقمية مع تخصّصات العلوم الإنسانية، ويستهدف إنتاج معرفة جديدة وأدوات بحثية ومناهج مُبتكَرة» (Berry, 2012). وتشمل DH تطبيقات في التاريخ، الأدب، الفلسفة، اللسانيات، الفنون، وعلم الاجتماع، حيث تُستخدم الأدوات الحاسوبية لتحليل النصوص والأرشيفات والظواهر الثقافية على نطاق واسع. وتُمثّل DH تحوّلاً منهجياً في العلوم الإنسانية، يُعيد التفكير في طبيعة المعرفة الإنسانية وأدوات إنتاجها وتوزيعها.

ويختلف تخصّص DH عن علوم الحاسوب في أنّه لا يُركّز على تطوير التقنية لذاتها، بل على استخدامها للإجابة عن أسئلة إنسانية واجتماعية وثقافية. كما يختلف عن المناهج الكمية التقليدية في العلوم الاجتماعية في أنّه يحترم خصوصية النص والمعنى والتأويل، ولا يختزل الظاهرة في أرقام. ومن ثَمّ، تُمثّل DH مجالاً هجيناً يجمع بين الدقّة الحاسوبية والحساسية الإنسانية، ويتطلّب تكوين باحثين قادرين على التحرّك بين هذين العالمين (Shore, 2024). وفي سياق علم الاجتماع الانحراف والجريمة، يُمثّل هذا التقاطع فرصة لإعادة قراءة الأرشيفات الجنائية (كملفات المحاكم التاريخية) بأدوات رقمية، أو لتحليل التمثّلات الثقافية للجريمة في الأدب والإعلام.

## 10.2 تطوّر الإنسانيات الرقمية ومناهجها

مرّت الإنسانيات الرقمية بمراحل تطوّر. المرحلة الأولى (الستينيات–السبعينيات) هي مرحلة «الإنسانيات الحاسوبية» (Humanities Computing)، حيث بدأ الباحثون استخدام الحاسوب لتحليل النصوص الأدبية وتصنيفها. المرحلة الثانية (التسعينيات–الألفية) شهدت توسّع DH مع ظهور الإنترنت، حيث أُنشئت الأرشيفات الرقمية والمتاحف الافتراضية والنصوص المُرمَّزة. المرحلة الثالثة (الحالية) هي مرحلة «DH والذكاء الاصطناعي»، حيث تُدمج تقنيات الذكاء الاصطناعي (NLP، التعلّم الآلي) في البحث الإنساني (Burkezi, 2023).

وتتنوّع مناهج DH. المنهج الأول هو «التحليل النصّي الكمّي» (Quantitative Text Analysis) الذي يستخدم NLP لتحليل كميات كبيرة من النصوص. المنهج الثاني هو «تحليل الشبكات» (Network Analysis) الذي يدرس العلاقات بين الفاعلين والنصوص. المنهج الثالث هو «الخرائط الرقمية» (Digital Mapping) الذي يُمثّل الظواهر جغرافياً. المنهج الرابع هو «النمذجة ثلاثية الأبعاد» (3D Modeling) لإعادة بناء المواقع التاريخية. المنهج الخامس هو «النشر الرقمي» ( Digital Publishing) الذي يُطوّر أشكالاً جديدة للمعرفة المفتوحة. وفي علوم الانحراف، يُمكن استخدام هذه المناهج لرسم خرائط الجريمة تاريخياً، أو لتحليل الشبكات الإجرامية، أو لإعادة بناء مسرح جريمة ثلاثي الأبعاد لفهم سياقها.

## 10.3 دور الذكاء الاصطناعي وتطبيقات DH في دراسة الانحراف

أحدث الذكاء الاصطناعي تحوّلاً في DH عبر توفير أدوات تحليلية قوية. فالنماذج اللغوية الكبيرة تُتيح تحليل النصوص التاريخية بدقّة عالية، والتعلّم العميق يُتيح قراءة المخطوطات القديمة آلياً (OCR)، وتحليل الصور الفوتوغرافية التاريخية، واستخلاص البيانات من الأرشيفات الضخمة. كما تُتيح تقنيات تحليل المشاعر دراسة تطوّر المشاعر في النصوص عبر الزمن، وتقنيات النمذجة الموضوعية ( Topic Modeling) اكتشاف الموضوعات الكبرى في مجموعات نصية ضخمة ( McFarland & McFarland, 2015).

وفي مجال دراسة الانحراف والجريمة، تفتح DH آفاقاً جديدة. التطبيق الأول هو «تحليل الأرشيفات الجنائية التاريخية»: قراءة ملفات المحاكم والسجون القديمة لدراسة تطوّر الممارسات الجنائية عبر الزمن.

التطبيق الثاني هو «دراسة التمثّلات الثقافية للجريمة» في الأدب والصحافة والأفلام، عبر تحليل كمّي لكميات هائلة من النصوص والصور. التطبيق الثالث هو «الخرائط الرقمية للجريمة» في سياقها الجغرافي والتاريخي. التطبيق الرابع هو «تحليل الشبكات الإجرامية» في فترات تاريخية محدّدة. هذه التطبيقات تُسهم في إثراء الفهم السوسيولوجي للجريمة بوصفها ظاهرة تاريخية واجتماعية وثقافية، وتُذكّر بأنّ الجريمة ليست مجرّد سلوك فردي، بل ظاهرة اجتماعية تتشكّل في سياقات تاريخية وثقافية محدّدة. ومن ثَمّ، يُمثّل تكامل DH في علوم الانحراف تطويراً للمنهج التاريخي–المقارن في علم الاجتماع الجنائي.

## 10.4 نماذج مشاريع الإنسانيات الرقمية في علم الاجتماع الجنائي

تتعدّد نماذج مشاريع الإنسانيات الرقمية في علم الاجتماع الجنائي. النموذج 1: «أرشيف المحاكم الرقمي» — مشروع يُرقمن ملفات المحاكم التاريخية ويُتيح تحليلها آلياً لاكتشاف تطوّر الممارسات الجنائية عبر الزمن. النموذج 2: «خريطة الجريمة التاريخية» — مشروع يُمثّل توزيع الجريمة في مدينة تاريخية عبر فترات زمنية، ممّا يكشف ديناميات الفضاء الحضري. النموذج 3: «تحليل التمثّلات الثقافية للجريمة» — تحليل آلي لروايات وأفلام عن الجريمة لاستخلاص الأنماط الثقافية. النموذج 4: «تحليل شبكات الإجرام التاريخية» — دراسة شبكات المجرمين في فترة تاريخية عبر تحليل الوثائق. هذه المشاريع تُبرز كيف تُمثّل الإنسانيات الرقمية جسراً بين علوم الحاسوب والتاريخ والسوسيولوجيا، وتفتح آفاقاً جديدة لفهم الجريمة بوصفها ظاهرة تاريخية واجتماعية وثقافية. وتُمثّل هذه المشاريع أيضاً فرصة للتعاون بين الباحثين في تخصّصات مختلفة (مؤرّخون، سوسيولوجيون، عالمو حاسوب)، ممّا يُعزّز البحث المتعدّد التخصّصات في علوم الانحراف (Berry, 2012).

## 10.5 الإنسانيات الرقمية والبحث الجنائي: أمثلة عربية وعالمية

تتعدّد أمثلة مشاريع الإنسانيات الرقمية في مجال البحث الجنائي عالمياً وعربياً. مثال عالمي: مشروع «Old Bailey Online» الذي رقمن مئات الآلاف من محاضر جلسات المحكمة الجنائية المركزية في لندن (1674–1913)، وأتاح تحليلها آلياً لدراسة تطوّر الممارسات الجنائية البريطانية عبر قرون. مثال عالمي آخر: مشروع «Mapping the Republic of Letters» الذي يدرس شبكات المراسلة في أوروبا الحديثة المبكّرة. وفي السياق العربي، رغم تأخّر الميدان، تُوجَد مبادرات لرقمنة الأرشيفات القضائية والعثمانية، ودراسة تطوّر الممارسات الجنائية في المنطقة. هذه المشاريع تُمثّل

نموذجاً لما يُمكن تطويره في الجزائر والعالم العربي، وستُسهم في إثراء الفهم التاريخي–السوسيولوجي للجريمة في المنطقة. ومن ثَمّ، يُمثّل تطوير مشاريع إنسانيات رقمية جنائية عربية فرصة بحثية مهمّة للباحثين في تخصّص علم الاجتماع الانحراف والجريمة، تتطلّب تعاوناً متعدّد التخصّصات (Berry, 2012; Shore, 2024).

## 10.6 التطوّر التاريخي للإنسانيات الرقمية

مرّت الإنسانيات الرقمية بمراحل تطوّر تاريخية مهمّة. المرحلة الأولى (الستينيات–السبعينيات) هي مرحلة «الإنسانيات الحاسوبية» (Humanities Computing)، حيث بدأ الباحثون استخدام الحاسوب لتحليل النصوص الأدبية وتصنيفها، وأُنشئ مركز الإنسانيات الحاسوبية في جامعة تورنتو. المرحلة الثانية (الثمانينيات–التسعينيات) شهدت تطوّر النصوص المُرمَّزة (TEI) ومعاييرها، وتأسيس قواعد بيانات أدبية وتاريخية رقمية. المرحلة الثالثة (الألفية–2010) شهدت توسّع DH مع ظهور الإنترنت، حيث أُنشئت الأرشيفات الرقمية والمتاحف الافتراضية، وبدأت المقررات الجامعية في DH. المرحلة الرابعة (2010–2020) هي مرحلة نضوج DH كحقل مستقلّ، مع تأسيس مراكز متخصّصة ومجلات محكّمة وجمعيات علمية. المرحلة الخامسة (2020–اليوم) هي مرحلة «DH والذكاء الاصطناعي»، حيث تُدمج تقنيات الذكاء الاصطناعي (NLP، التعلّم الآلي) في البحث الإنساني، ممّا يفتح آفاقاً جديدة لكنّه يطرح أيضاً إشكاليات أخلاقية ومنهجية. وفي كلّ مرحلة، تطوّرت DH استجابةً لتطوّر التقنية ولتطوّر الأسئلة الإنسانية (Berry, 2012; Shore, 2024).

### خلاصة المحاضرة:

- تناولت المحاضرة العاشرة الإنسانيات الرقمية بوصفها مجالاً يتقاطع فيه استخدام التقنيات الرقمية مع العلوم الإنسانية. واستعرضت تطوّر DH في ثلاث مراحل ومناهجها الخمسة. وأبرزت دور الذكاء الاصطناعي في تطوير DH، وتطبيقاتها في دراسة الانحراف (تحليل الأرشيفات الجنائية، التمثّلات الثقافية، الخرائط الرقمية، الشبكات الإجرامية).

### أسئلة المراجعة والتطبيق:

- عرّف الإنسانيات الرقمية ووضّح الفرق بينها وبين علوم الحاسوب.
- اذكر مراحل تطوّر DH الثلاث ومناهجها الخمسة.

- كيف يُسهم الذكاء الاصطناعي في تطوير الإنسانيات الرقمية؟
- ناقش أربعة تطبيقات لـDH في دراسة الانحراف والجريمة.
- كيف تُسهم DH في تطوير المنهج التاريخي–المقارن في علم الاجتماع الجنائي؟

**مراجع المحاضرة:** Berry, 2012؛ Shore, 2024؛ Burkezi, 2023؛ McFarland & McFarland, 2015؛ Niqib, 2021

## المحاضرة الحادية عشرة: الأبعاد الاجتماعية للذكاء الاصطناعي

### أهداف التعلم:

- إدراك الأبعاد الاجتماعية والثقافية للذكاء الاصطناعي.
- فهم إشكاليات التحيّز الخوارزمي والإنصاف.
- إدراك آثار الذكاء الاصطناعي على العمل والمهن.
- تمييز البُعد السياسي والحوكمة للذكاء الاصطناعي.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات السابقة.
- إلمام بأساسيات علم الاجتماع.

### 11.1 الأبعاد الاجتماعية والثقافية للذكاء الاصطناعي

لم يعد الذكاء الاصطناعي مجرّد تقنية محايدة، بل أصبح ظاهرة اجتماعية وثقافية شاملة تُؤثّر على كلّ أبعاد الحياة الاجتماعية. ومن المنظور السوسيولوجي، يُمكن تحليل الأبعاد الاجتماعية للذكاء الاصطناعي في مستويات متعدّدة. المستوى الأول هو «مستوى الفاعل»: كيف يُؤثّر الذكاء الاصطناعي على سلوك الأفراد وهويّاتهم وعلاقاتهم؟ المستوى الثاني هو «مستوى المؤسّسة»: كيف تُعيد تشكيل المؤسّسات (التعليم، العمل، العدالة) ممارساتها؟ المستوى الثالث هو «مستوى البنية الاجتماعية»: كيف يُؤثّر على التفاوتات والطبقات والعلاقات الاجتماعية الكبرى؟ (Elliott, 2021).

ومن المنظور الثقافي، يطرح الذكاء الاصطناعي أسئلة حول طبيعة الذكاء البشري والعلاقة بين الإنسان والآلة. فالنماذج اللغوية الكبيرة تُعيد تعريف مفهوم «الكتابة» و«الإبداع» و«الفكرة». والروبوتات الاجتماعية تُعيد تعريف مفهوم «العلاقة» و«الرعاية». وكلّ هذه التحوّلات تطرح أسئلة فلسفية وسوسيولوجية عميقة حول الهوية، الوكالة، المسؤولية، وقيمة العمل البشري. وفي مجال علوم الانحراف والجريمة، تطرح هذه الأبعاد أسئلة حول: طبيعة المسؤولية الجنائية للأنظمة الذكية، تأثير الذكاء الاصطناعي على الممارسات الأمنية والعلاقة بين المواطن والدولة، البعد الإيديولوجي للأنظمة التي

تُصنّف السلوك الإجرامي. ومن ثَمّ، يُعدّ التحليل السوسيولوجي للذكاء الاصطناعي ضرورة منهجية لفهم ظاهرة الجريمة في المجتمعات المعاصرة.

## 11.2 إشكاليات التحيّز الخوارزمي والإنصاف

تُمثّل إشكالية «التحيّز الخوارزمي» (Algorithmic Bias) واحدة من أكثر القضايا إثارة في النقاش العلمي والعام حول الذكاء الاصطناعي. ويُشير التحيّز الخوارزمي إلى «الأشكال المنهجية للتمييز التي تُنتجها الأنظمة الذكية ضدّ فئات معيّنة، نتيجة تحيّزات في البيانات أو الخوارزميات أو تصميم النظام» (Friedman & Nissenbaum, 1996; Suresh & Guttag, 2021). وقد بيّنت دراسات عديدة وجود تحيّزات عنصرية وجندرية وطبقية في أنظمة معروفة: نظام COMPAS في التنبؤ بالعودة إلى الإجرام كان متحيّزاً ضدّ السود (Angwin et al., 2016)، خوارزميات التعرّف على الوجوه أقلّ دقّة مع الوجوه النسائية والسوداء (Buolamwini & Gebru, 2018)، إعلانات Google تُظهر وظائف عليا للرجال أكثر من النساء (Sweeney, 2013).

ويُمكن تصنيف مصادر التحيّز إلى ثلاثة أنواع. النوع الأول هو «تحيّز البيانات» (Data Bias): البيانات التدريبية تعكس تفاوتات اجتماعية قائمة. النوع الثاني هو «تحيّز الخوارزمية» (Algorithmic Bias): الخوارزمية نفسها قد تُضخّم التحيّز. النوع الثالث هو «تحيّز التصميم» (Design Bias): اختيارات المطورين وقيمهم تُؤثّر على النظام. وقد طوّرت الأدبيات تقنيات لمعالجة التحيّز: «تنقية البيانات»، «الخوارزميات العادلة»، «التقييم المستمرّ للإنصاف». غير أنّ «الإنصاف» مفهوم متعدّد ومتناقض أحياناً، إذ لا يُمكن تحقيق كلّ معايير الإنصاف في آن واحد (Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023). وفي سياق علوم الانحراف، تُمثّل هذه الإشكالية جوهرية، لأنّ قرارات الأنظمة قد تُؤثّر على حياة الأفراد وحرّيتهم. ومن ثَمّ، يجب أن يكون الباحث في علم الاجتماع الانحراف قادراً على تحليل التحيّزات الخوارزمية ونقدها، والمساهمة في تطوير أنظمة أكثر إنصافاً.

## 11.3 آثار الذكاء الاصطناعي على العمل والمهن والحوكمة

يُؤثّر الذكاء الاصطناعي على عالم العمل بطرق متعدّدة. فهو يُؤدّي إلى أتمتة بعض المهامّ (Robotic Process Automation)، ويُنشئ مهنّاً جديدة (مهندس بيانات، مُتخصّص أخلاقيات الذكاء الاصطناعي)، ويُعيد تعريف مهنّ تقليدية (الطبّ، القانون، التعليم). وتختلف التقديرات حول عدد

الوظائف التي ستُفقد أو تُنشَأ، لكنّ الإجماع على أنّ التحوّل سيكون كبيراً. ومن المنظور السوسيولوجي، يطرح هذا التحوّل أسئلة حول: إعادة توزيع الثروة، إعادة تأهيل العمّال، قيمة العمل البشري، الهوية المهنية. وفي مجال العدالة الجنائية، يُؤثّر الذكاء الاصطناعي على عمل الشرطة والمحامين والقضاة، ويطرح أسئلة حول مستقبل هذه المهن (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

أمّا على مستوى الحوكمة، فيطرح الذكاء الاصطناعي أسئلة حول: كيف تُحكَم الأنظمة الذكية؟ من يُساءَل عن أخطائها؟ كيف تُحمى الحقوق الأساسية؟ وقد طوّرت دول وهيئات عديدة إطارات حوكمة: لجنة الخبراء التابعة لمنظمة التعاون الاقتصادي والتنمية (OECD, 2019)، توصيات اليونسكو حول أخلاقيات الذكاء الاصطناعي (UNESCO, 2021)، اللوائح الأوروبية للذكاء الاصطناعي (AI Act). وتتمحور هذه الإطارات حول مبادئ: الشفافية، المساءلة، الإنصاف، الخصوصية، السيطرة البشرية. غير أنّ تطبيق هذه المبادئ يبقى تحدّياً، خاصة في سياق الشركات التقنية الكبرى المتعدّدة الجنسيات. ومن ثَمّ، يُمثّل النقاش حول حوكمة الذكاء الاصطناعي مجالاً مهمّاً للبحث السوسيولوجي، خاصة في علاقته بحقوق الإنسان والعدالة الاجتماعية.

## 11.4 الإطار النظري السوسيولوجي لتحليل الذكاء الاصطناعي

تتعدّد الأطر النظرية السوسيولوجية لتحليل الذكاء الاصطناعي. الإطار الأول هو «نظرية الفاعل–الشبكة» (Actor–Network Theory) لبرونو لاتور، التي تنظر إلى الذكاء الاصطناعي بوصفه «فاعلاً» (Actor) يتفاعل مع الفاعلين البشريين في شبكات اجتماعية–تقنية (Latour, 2005). الإطار الثاني هو «نظرية الحقل» لبيير بورديو، التي تُحلّل كيف يُعيد الذكاء الاصطناعي توزيع رأس المال الرمزي والتقني في الحقل العلمي. الإطار الثالث هو «نظرية المراقبة» لفوكو، التي تُحلّل الذكاء الاصطناعي بوصفه امتداداً لمؤسّسات المراقبة والانضباط الحديثة. الإطار الرابع هو «المقاربة النقدية للتقنية» التي تُحلّل الذكاء الاصطناعي في سياق رأسمالية المراقبة والقوى الاقتصادية الكبرى (Zuboff, 2019). الإطار الخامس هو «السوسيولوجيا التأملية» التي تدرس آثار الذكاء الاصطناعي على الهوية والوكالة والمعنى. هذه الأطر المتنوّعة تُقدّم للباحث في علوم الانحراف عدداً من العدسات النظرية لتحليل ظاهرة الذكاء الاصطناعي في علاقتها بالجريمة والعدالة، وتُسهم في إثراء البحث متعدّد الأبعاد.

## 11.5 السوسيولوجيا النقدية للذكاء الاصطناعي

تطوّرت في السنوات الأخيرة سوسيولوجيا نقدية للذكاء الاصطناعي، تُحلّل التقنية بوصفها ظاهرة اجتماعية تحمل قيماً ومصالحاً وعلاقات قوّة. ومن أبرز أعمال هذا التوجّه: «رأسمالية المراقبة» لشوشانا زوبوف (2019) التي تُحلّل تحوّل البيانات إلى سلعة. «صناديق سوداء مجرّدة» لفرانك پاسكال (2015) الذي يُحلّل غموض الخوارزميات في القرارات الحاسمة. «الخوارزميات الإيديولوجية» لصافيا نوبل (2018) التي تكشف كيف تُعيد خوارزميات البحث إنتاج العنصرية. «العِرق بعد التقنية» لروهابنجامين (2019) التي تُحلّل كيف تُعمّم التقنية التفاوتات العرقية. «أطلس الذكاء الاصطناعي» لكيت كروفورد (2021) التي تكشف الأبعاد المادية والسياسية للذكاء الاصطناعي. هذه الأعمال تُقدّم للباحث في علوم الانحراف أطراً نظرية نقدية لتحليل ظاهرة الذكاء الاصطناعي في علاقتها بالعدالة الجنائية والمساءلة والحقوق. وتُمثّل هذه السوسيولوجيا النقدية توجّهاً عالمياً متنامياً، يستلزم من الباحث العربي الاطّلاع عليه وتكييفه للسياق المحلي (Zuboff, 2019; Pasquale, 2015; Noble, 2018; Benjamin, 2019; Crawford, 2021).

## 11.6 الإطار النظري السوسيولوجي لتحليل الذكاء الاصطناعي

تتعدّد الأطر النظرية السوسيولوجية لتحليل الذكاء الاصطناعي. الإطار الأول هو «نظرية الفاعل–الشبكة» (Actor–Network Theory) لبرونو لاتور، التي تنظر إلى الذكاء الاصطناعي بوصفه «فاعلاً» (Actor) يتفاعل مع الفاعلين البشريين في شبكات اجتماعية–تقنية (Latour, 2005). الإطار الثاني هو «نظرية الحقل» لبيير بورديو، التي تُحلّل كيف يُعيد الذكاء الاصطناعي توزيع رأس المال الرمزي والتقني في الحقل العلمي. الإطار الثالث هو «نظرية المراقبة» لفوكو، التي تُحلّل الذكاء الاصطناعي بوصفه امتداداً لمؤسّسات المراقبة والانضباط الحديثة. الإطار الرابع هو «المقاربة النقدية للتقنية» التي تُحلّل الذكاء الاصطناعي في سياق رأسمالية المراقبة والقوى الاقتصادية الكبرى (Zuboff, 2019). الإطار الخامس هو «السوسيولوجيا التأملية» التي تدرس آثار الذكاء الاصطناعي على الهوية والوكالة والمعنى. هذه الأطر المتنوّعة تُقدّم للباحث في علوم الانحراف عدداً من العدسات النظرية لتحليل ظاهرة الذكاء الاصطناعي في علاقتها بالجريمة والعدالة، وتُسهم في إثراء البحث متعدّد الأبعاد.

### خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الحادية عشرة الأبعاد الاجتماعية والثقافية للذكاء الاصطناعي على ثلاثة مستويات (الفاعل، المؤسّسة، البنية الاجتماعية). وحلّلت إشكاليات التحيّز الخوارزمي وأنواعه الثلاثة ومصادره. وعرضت آثار الذكاء الاصطناعي على العمل والمهن والحوكمة، مع التركيز على إطارات الحوكمة الدولية ومبادئها.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• حلّل الأبعاد الاجتماعية للذكاء الاصطناعي على المستويات الثلاثة (الفاعل، المؤسّسة، البنية).

• عرّف التحيّز الخوارزمي وصنّف مصادره الثلاثة.

• ناقش قضية COMPAS ودلالاتها على التحيّز في العدالة الجنائية.

• ما المقصود بـ«الإنصاف الخوارزمي»؟ ولماذا يُعدّ مفهوماً متناقضاً؟

• حلّل آثار الذكاء الاصطناعي على عالم العمل والمهن في مجال العدالة الجنائية.

• اذكر أطر حوكمة الذكاء الاصطناعي الدولية ومبادئها الأساسية.

**مراجع المحاضرة:** Elliott, 2021؛ Friedman & Nissenbaum, 1996؛ Suresh & Guttag, 2021؛ Angwin et al., 2016؛ Buolamwini & Gebru, 2018؛ Sweeney, 2013؛ Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023؛ Brynjolfsson & McAfee, 2014؛ OECD, 2019؛ UNESCO, 2021

## المحاضرة الثانية عشرة: صعوبات استخدام الذكاء الاصطناعي في العلوم الإنسانية والاجتماعية

### أهداف التعلم:

- إدراك الصعوبات المنهجية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي.
- فهم إشكاليات جودة البيانات وتمثيليتها.
- تمييز تحدّيات قابلية التفسير والتكرارية.
- إدراك صعوبات التكامل بين المناهج الكمية والنوعية.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات السابقة، خاصة 6 و7 و11.
- إلمام بمناهج البحث الاجتماعي الكمّي والنوعي.

### 12.1 الصعوبات المنهجية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي

يواجه الباحث في العلوم الإنسانية والاجتماعية صعوبات منهجية متعدّدة عند استخدام الذكاء الاصطناعي. الصعوبة الأولى هي «صعوبة تعميم النتائج»: النماذج المُدرَّبة على بيانات محدّدة قد لا تُعمَّم على سياقات أخرى. الصعوبة الثانية هي «فجوة التفسير»: النماذج العميقة دقيقة لكنّها «صناديق سوداء» يصعب تفسيرها. الصعوبة الثالثة هي «إشكالية السببية»: النماذج تنبؤية لا سببية، وقد تُكتشف ارتباطات دون فهم أسبابها. الصعوبة الرابعة هي «صعوبة التكرارية»: النماذج تتطوّر وتتغيّر، ممّا يُعيق إعادة إنتاج النتائج (Hoekstra & Slagter, 2021).

الصعوبة الخامسة هي «إشكالية المنظور»: التحليل الآلي قد يكون من منظور المؤسّسة أو الشركة المطوّرة، وليس من منظور الباحث أو المجتمع المدروس. الصعوبة السادسة هي «صعوبة الحصول على البيانات»: البيانات الاجتماعية النوعية غالباً محمية بالخصوصية، والبيانات الكمّية قد تكون ملكاً لشركات أو حكومات لا تُتيحها للباحثين. الصعوبة السابعة هي «إشكالية التأطير النظري»: استخدام الذكاء الاصطناعي قد يُؤدّي إلى الإغراق في التحليل الكمّي على حساب التأطير النظري العميق. الصعوبة الثامنة هي «صعوبة التكامل المنهجي»: الجمع بين التحليل الآلي والتحليل النوعي التقليدي

يتطلّب خبرة مزدوجة نادرة. ومن ثَمّ، يستلزم الاستخدام المسؤول للذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي وعياً نقدياً بهذه الصعوبات والتزاماً بمبادئ البحث العلمي الرصين.

## 12.2 إشكاليات جودة البيانات وتمثيليتها

تُمثّل جودة البيانات وتمثيليتها تحدّياً جوهرياً لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي. الإشكالية الأولى هي «التمثيلية» (Representativeness): البيانات الرقمية (كمنشورات الشبكات الاجتماعية) لا تمثّل كلّ السكان، بل فئات محدّدة (الشباب، المتعلّمون، الحضريون). وهذا يُؤدّي إلى تحيّز في النتائج. الإشكالية الثانية هي «الكمّ مقابل الكيف»: البيانات الكمّية قد لا تلتقط المعاني العميقة والسياقات التي تُفهم من البحث النوعي. الإشكالية الثالثة هي «البيانات المُلوَّثة» (Dirty Data): البيانات قد تتضمّن أخطاء، أو بيانات مُزوَّرة (كالروبوتات في الشبكات الاجتماعية)، أو بيانات منحازة (Boyd & Crawford, 2012).

الإشكالية الرابعة هي «التغطية الزمنية المحدودة»: البيانات الرقمية المتاحة عادةً حديثة نسبياً، ولا تُغطّي فترات تاريخية طويلة. الإشكالية الخامسة هي «غياب السياق»: البيانات الرقمية غالباً ما تُفصل من سياقها الاجتماعي والثقافي. الإشكالية السادسة هي «صعوبة الوصول»: البيانات المهمّة (كالسجلات الجنائية) قد تكون محمية لأسباب قانونية. وفي مجال علوم الانحراف، تكتسي هذه الإشكاليات أهمية مضاعفة: البيانات الجنائية غالباً منحازة (لأنّها تعكس ممارسات الشرطة التي قد تكون متحيّزة)، والتمثيل الناقص للفئات المهمَّشة قد يُؤدّي إلى تضخيم وصمهم. ومن ثَمّ، يجب أن يكون الباحث في علوم الانحراف واعياً لحدود بياناته، وأن يُوثّق مصادرها وقيودها بشفافية، وأن يُكمّل التحليل الكمّي بتحليل نوعي يُ contextualise النتائج. وتُمثّل هذه المنهجية المختلطة (Mixed Methods) أفضل ممارسة للبحث المسؤول في علوم الانحراف في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 12.3 تحدّيات قابلية التفسير والتكرارية

تُمثّل قابلية التفسير (Interpretability) تحدّياً جوهرياً. فالنماذج العميقة دقيقة لكنّها «صناديق سوداء»، والباحث لا يستطيع تفسير كيفية وصول النموذج إلى نتيجة محدّدة. هذا يطرح إشكاليات عدّة: (1) إشكالية التحقّق العلمي: كيف يُتحقَّق من صحة النتائج دون فهم آلية الوصول إليها؟ (2) إشكالية النقد: كيف يُنتقد بحث يستخدم نموذجاً لا يُفسر؟ (3) إشكالية المساءلة: من المسؤول عن خطأ النموذج؟

(4) إشكالية الأخلاقيات: كيف تُحترم حقوق المبحوثين دون فهم كيف تُستخدم بياناتهم؟ (Lipton, 2018; Burrell, 2016).

أمّا قابلية التكرار (Reproducibility) فتُمثّل ركيزة أساسية للعلم. وقد واجه حقل الذكاء الاصطناعي ما يُعرف بـ«أزمة التكرارية» (Reproducibility Crisis): صعوبة إعادة إنتاج نتائج الأبحاث. أسباب هذا الأزمة متعدّدة: (1) صعوبة الوصول إلى البيانات والكود الأصليين، (2) تطوّر النماذج وتغيّرها بسرعة، (3) الاعتماد على عشوائية في التدريب، (4) غياب توثيق كافٍ للمعاملات. وقد طوّر المجتمع العلمي مبادرات لمعالجة هذه الأزمة: سياسات البيانات المفتوحة والكود المفتوح، متطلّبات توثيق الأبحاث، معايير الإبلاغ. ومن ثَمّ، ينبغي للباحث في علوم الانحراف الذي يستخدم الذكاء الاصطناعي أن يلتزم بمبادئ العلم المفتوح: نشر بياناته (مع حماية الخصوصية)، نشر كوده، توثيق منهجيته بشفافية. وهذا الالتزام ضروري للحفاظ على ثقة المجتمع العلمي والعام في البحث، خاصة في مجال حسّاس كعلوم الانحراف والجريمة.

## 12.4 استراتيجيات تجاوز صعوبات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي

تتعدّد الاستراتيجيات لتجاوز صعوبات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي. الاستراتيجية الأولى هي «المنهجية المختلطة» (Mixed Methods): الجمع بين التحليل الكمّي الآلي والتحليل النوعي البشري، لتعويض نقائص كلّ منهما. الاستراتيجية الثانية هي «التحقّق الثلاثي»: مقاطعة نتائج النموذج مع مصادر مستقلّة (أدبيات، خبراء، بيانات أخرى). الاستراتيجية الثالثة هي «التوثيق الشفّاف»: توثيق كلّ خطوة (البيانات، الكود، المعاملات) لضمان التكرارية. الاستراتيجية الرابعة هي «التقييم المستمرّ للإنصاف»: قياس أداء النموذج على فئات مختلفة لاكتشاف التحيّزات. الاستراتيجية الخامسة هي «التحليل النقدي للسياق»: عدم الاكتفاء بالنتائج الرقمية، بل فهم سياقها الاجتماعي والتاريخي. الاستراتيجية السادسة هي «التعاون المتعدّد التخصّصات»: عمل فريق يجمع بين سوسيولوجيين وعلماء حاسوب وخبراء مجال. هذه الاستراتيجيات تُمثّل ممارسات البحث المسؤول في زمن الذكاء الاصطناعي، وتستلزم من الباحث تكويناً مزدوجاً ووعياً نقدياً متواصلاً (Salganik, 2018; Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023).

## 12.5 إشكاليات الأخلاقيات البحثية مع الذكاء الاصطناعي

تطرح استخدامات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي إشكاليات أخلاقية جديدة. الإشكالية الأولى: «الموافقة المستنيرة»: هل يوافق المبحوث على استخدام بياناته في تدريب نموذج ذكاء اصطناعي؟ الإشكالية الثانية: «الخصوصية»: كيف نحمي خصوصية البيانات الحسّاسة (جنائية، صحية)؟ الإشكالية الثالثة: «إعادة التعرّف»: قد يُمكِّن تحليل بيانات مجهولة الهوية من إعادة تعرّف الأفراد. الإشكالية الرابعة: «الاستخدامات المزدوجة»: قد تُستخدم نتائج البحث لأغراض ضارة (مثل تطوير أنظمة مراقبة). الإشكالية الخامسة: «المسؤولية»: من المسؤول عن ضرر ناتج عن نظام ذكي طوّره بحث علمي؟ هذه الإشكاليات تستلزم تطوير أطر أخلاقية جديدة للبحث الاجتماعي في زمن الذكاء الاصطناعي، تتجاوز الأطر التقليدية (كلجنة الأخلاقيات الجامعية) لتشمل اعتبارات خاصّة بالتقنية. وقد بدأت الجامعات وهيئات التمويل تطوير إرشادات أخلاقية خاصّة بالبحث مع الذكاء الاصطناعي، ينبغي للباحث الاطّلاع عليها والالتزام بها (Jobin, Ienca, & Vayena, 2019; Floridi et al., 2018).

## 12.6 إشكاليات الأخلاقيات البحثية مع الذكاء الاصطناعي

تطرح استخدامات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي إشكاليات أخلاقية جديدة. الإشكالية الأولى: «الموافقة المستنيرة» — هل يوافق المبحوث على استخدام بياناته في تدريب نموذج ذكاء اصطناعي؟ الإشكالية الثانية: «الخصوصية» — كيف نحمي خصوصية البيانات الحسّاسة (جنائية، صحية)؟ الإشكالية الثالثة: «إعادة التعرّف» — قد يُمكِّن تحليل بيانات مجهولة الهوية من إعادة تعرّف الأفراد. الإشكالية الرابعة: «الاستخدامات المزدوجة» — قد تُستخدم نتائج البحث لأغراض ضارة (مثل تطوير أنظمة مراقبة). الإشكالية الخامسة: «المسؤولية» — من المسؤول عن ضرر ناتج عن نظام ذكي طوّره بحث علمي؟ هذه الإشكاليات تستلزم تطوير أطر أخلاقية جديدة للبحث الاجتماعي في زمن الذكاء الاصطناعي، تتجاوز الأطر التقليدية لتشمل اعتبارات خاصّة بالتقنية. وقد بدأت الجامعات وهيئات التمويل تطوير إرشادات أخلاقية خاصّة بالبحث مع الذكاء الاصطناعي، ينبغي للباحث الاطّلاع عليها والالتزام بها (Jobin, Ienca, & Vayena, 2019; Floridi et al., 2018).

## 12.7 التكامل بين البحث الكمّي والنوعي في زمن الذكاء الاصطناعي

يطرح استخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي تحدّي التكامل بين المناهج الكمّية والنوعية. فالذكاء الاصطناعي يُتيح تحليل كمّيات هائلة من البيانات الكمّية، لكنّه قد يُغفل الأبعاد النوعية والمعاني العميقة. ومن ثَمّ، تتّجه الأدبيات الحديثة نحو «المنهجية المختلطة» (Mixed Methods) التي تجمع بين القوّتين: استخدام الذكاء الاصطناعي للتحليل الكمّي على نطاق واسع، والمنهج النوعي للتعمّق في فهم الحالات المحدّدة. مثلاً، في دراسة العودة إلى الإجرام: استخدام تعلّم الآلة لتحديد العوامل المرتبطة بالعودة عبر آلاف الحالات، ثمّ إجراء مقابلات معمّقة مع عيّنة من الحالات لفهم تجربتهم الذاتية. هذا التكامل يُعزّز قوّة البحث ويُعالج محدوديّة كلّ منهج على حدة، ويُمثّل تطويراً منهجياً مهماً في علوم الانحراف والجريمة في زمن الذكاء الاصطناعي (Salganik, 2018; Davidson, 2020).

## 12.8 استراتيجيات تجاوز صعوبات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي

تتعدّد الاستراتيجيات لتجاوز صعوبات الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي. الاستراتيجية الأولى هي «المنهجية المختلطة» (Mixed Methods): الجمع بين التحليل الكمّي الآلي والتحليل النوعي البشري، لتعويض نقائص كلّ منهما. الاستراتيجية الثانية هي «التحقّق الثلاثي»: مقاطعة نتائج النموذج مع مصادر مستقلّة (أدبيات، خبراء، بيانات أخرى). الاستراتيجية الثالثة هي «التوثيق الشفّاف»: توثيق كلّ خطوة (البيانات، الكود، المعاملات) لضمان التكرارية. الاستراتيجية الرابعة هي «التقييم المستمرّ للإنصاف»: قياس أداء النموذج على فئات مختلفة لاكتشاف التحيّزات. الاستراتيجية الخامسة هي «التحليل النقدي للسياق»: عدم الاكتفاء بالنتائج الرقمية، بل فهم سياقها الاجتماعي والتاريخي. الاستراتيجية السادسة هي «التعاون المتعدّد التخصّصات»: عمل فريق يجمع بين سوسيولوجيين وعلماء حاسوب وخبراء مجال. هذه الاستراتيجيات تُمثّل ممارسات البحث المسؤول في زمن الذكاء الاصطناعي، وتستلزم من الباحث تكويناً مزدوجاً ووعياً نقدياً متواصلاً (Salganik, 2018; Barocas, Hardt, & Narayanan, 2023).

### خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الثانية عشرة ثمانية صعوبات منهجية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي (التعميم، فجوة التفسير، السببية، التكرارية، المنظور، البيانات، التأطير النظري، التكامل

المنهجي). وحلّلت إشكاليات جودة البيانات وتمثيليتها الستّ. وعالجت تحدّيات قابلية التفسير والتكرارية وأزمة التكرارية في حقل الذكاء الاصطناعي ومبادرات معالجتها.

### أسئلة المراجعة والتطبيق:

- اذكر ثمانية صعوبات منهجية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في البحث الاجتماعي.
- ناقش إشكاليات جودة البيانات وتمثيليتها الستّ.
- ما المقصود بـ«البيانات المُلوَّثة»؟ وكيف تُؤثّر على البحث في علوم الانحراف؟
- اشرح إشكالية قابلية التفسير في النماذج العميقة ودلالاتها الأكاديمية.
- ما هي أزمة التكرارية في حقل الذكاء الاصطناعي؟ وما المبادرات لمعالجتها؟
- كيف يُمكن للباحث في علوم الانحراف الالتزام بمبادئ العلم المفتوح؟

**مراجع المحاضرة:** Hoekstra & Slagter, 2021؛ Boyd & Crawford, 2012؛ Lipton, 2018؛ Burrell, 2016

## المحاضرة الثالثة عشرة: الآثار السلبية لاستخدام الذكاء الاصطناعي

### أهداف التعلم:

- إدراك الآثار السلبية الاجتماعية والأخلاقية للذكاء الاصطناعي.
- فهم مخاطر المراقبة الجماعية وانتهاك الخصوصية.
- تمييز آثار التحيّز والتمييز الخوارزمي على الفئات المهمَّشة.
- إدراك مخاطر الأمن السيبراني والاستخدامات الخبيثة.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على المحاضرات السابقة، خاصة 11 و12.

### 13.1 الآثار السلبية الاجتماعية والأخلاقية

يُمثّل الذكاء الاصطناعي آثاراً سلبية متعدّدة على المستوى الاجتماعي والأخلاقي. الأثر الأول هو «إعادة إنتاج التفاوتات»: الأنظمة الذكية قد تُعمّق التفاوتات الاجتماعية القائمة بدل تخفيفها، كما بيّنت أعمال كاثي أونيل (O'Neil, 2016) وكيت كروفورد (Crawford, 2021). الأثر الثاني هو «تفاقم المراقبة»: انتشار الكاميرات الذكية وأنظمة التعرّف على الوجوه يُحوّل المجتمعات إلى مجتمعات مراقبة (Surveillance Societies)، كما حلّلها زوبوف (Zuboff, 2019). الأثر الثالث هو «تهميش الفئات الضعيفة»: الفئات التي لا تُمثَّل في البيانات قد تُهمَّش في القرارات الآلية. الأثر الرابع هو «إضعاف الكفالة البشرية»: الأتمتة قد تُقلّل من اللقاءات البشرية في الخدمات الاجتماعية (Eubanks, 2018).

الأثر الخامس هو «تآكل المهارات البشرية»: الاعتماد المفرط على الذكاء الاصطناعي قد يُضعف المهارات البشرية (كالتفكير النقدي، الكتابة، التحليل). الأثر السادس هو «إشكالية المسؤولية»: صعوبة تحديد المسؤول عن أخطاء الأنظمة الذكية. الأثر السابع هو «البعد البيئي»: تدريب النماذج الكبيرة يستهلك طاقة ومياهاً هائلة، ويُسهم في التلوّث الرقمي. الأثر الثامن هو «الأخلاقيات التطبيقية»: إساءة استخدام الذكاء الاصطناعي في التضليل والإيهام. وفي مجال علوم الانحراف والجريمة، تكتسي هذه الآثار أهمية مضاعفة، لأنّها قد تُؤثّر على حقوق الإنسان وحرّية الأفراد. ومن ثَمّ، يُعدّ التحليل النقدي للآثار السلبية للذكاء الاصطناعي جزءاً أساسياً من تكوين الباحث في علوم الانحراف.

## 13.2 مخاطر المراقبة الجماعية وانتهاك الخصوصية

تُمثّل المراقبة الجماعية وانتهاك الخصوصية أحد أبرز الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي. فأنظمة التعرّف على الوجوه، وتحليل المشاعر، وتحليل السلوك الرقمي، تجعل من الممكن تتبّع الأفراد بشكل لم يكن متاحاً سابقاً. وقد حلّلت شوشانا زوبوف في «رأسمالية المراقبة» (Surveillance Capitalism) كيف تحوّلت البيانات الشخصية إلى سلعة تُتاجر بها الشركات التقنية الكبرى، وكيف أصبح السلوك البشري نفسه موضوعاً للتنبؤ والتوجيه (Zuboff, 2019). وفي المجال الجنائي، تُستخدم تقنيات المراقبة في ما يُعرف بـ«الشرطة الاستباقية» (Proactive Policing)، التي تستهدف الأفراد بناءً على تنبؤات قبل وقوع الجريمة، ممّا يطرح أسئلة حول مبدأ البراءة وحرّية الأفراد (Ferguson, 2017).

ومن المنظور السوسيولوجي، تطرح المراقبة الجماعية أسئلة جوهرية حول العلاقة بين المواطن والدولة، وحول طبيعة الديمقراطية في زمن البيانات. فالمراقبة قد تُؤدّي إلى «تأثير التبريد» ( Chilling Effect) حيث يُمارس الأفراد رقابة ذاتية على سلوكهم خوفاً من المراقبة. وقد تُؤدّي إلى «عدم التماثل في المراقبة» حيث تُراقَب فئات معيّنة (الأقليات، المعارضون السياسيون) أكثر من غيرها. كما تطرح المراقبة إشكاليات حول الحقّ في النسيان الرقمي، وحول ملكية البيانات الشخصية. وفي مجال علوم الانحراف، تُمثّل هذه الإشكاليات مادة بحثية غنية: كيف تُؤثّر المراقبة على سلوك الأفراد والجماعات؟ كيف تُؤثّر على مفهوم الجريمة نفسه (هل السلوك الذي يُتنبَّأ به جريمة؟)؟ كيف تُعيد تشكيل العلاقة بين الأمن والحرّية؟ ومن ثَمّ، يُمثّل دراسة آثار المراقبة الرقمية مجالاً مهمّاً للبحث في علم الاجتماع الانحراف والجريمة المعاصر.

## 13.3 مخاطر الأمن السيبراني والاستخدامات الخبيثة

يُمثّل الأمن السيبراني والاستخدامات الخبيثة بُعداً متزايد الأهمّية للآثار السلبية للذكاء الاصطناعي. فالذكاء الاصطناعي يُمكن أن يُستخدَم لأغراض خبيثة: «الهجمات السيبرانية الذكية» ( AI-powered Cyberattacks) التي تستخدم تعلّم الآلة لاختراق الأنظمة بشكل أكثر تطوّراً. «التزييف العميق» (Deepfakes) الذي يُنتج فيديوهات وصوتاً مزوّراً يصعب التمييز بينه وبين الحقيقي، ويُمكن استخدامه في الابتزاز أو التضليل. «الحملات المُؤتمَتة للتضليل الإعلامي» عبر بوتات تُولّد محتوى تضليلي بكميات هائلة (Brundage et al., 2018).

كما يُمكن استخدام الذكاء الاصطناعي في «جرائم جديدة» كالاحتيال الآلي، والتنمر الإلكتروني المُؤتمَت، والاستغلال الجنسي للأطفال عبر توليد صور. وفي المقابل، يُمكن استخدام الذكاء الاصطناعي في مكافحة هذه الجرائم: كشف التزييف العميق، تحليل سلوك المخترقين، كشف أنماط الاحتيال. وهذا يخلق «سباقاً تقنياً» بين المجرمين والجهات الأمنية. ومن المنظور السوسيولوجي، تطرح هذه الجرائم الجديدة أسئلة حول: طبيعة الجريمة في الفضاء الرقمي، المسؤولية الجنائية (من المسؤول عن جريمة ارتكبها ذكاء اصطناعي؟)، التحديات القانونية (كيف تُجرَّم أفعال لا تملك القوانين التقليدية مفاهيم لها؟)، التعاون الدولي (الجرائم السيبرانية عابرة للحدود). ويُمثّل هذا الميدان مجالاً خصباً للبحث في علم الاجتماع الانحراف والجريمة، يُلزم الباحث بمتابعة تطوّر التقنيات والجرائم المرتبطة بها، والمساهمة في تطوير مفاهيم نقدية وأطر قانونية ملائمة (Wall, 2007).

## 13.4 دراسات حالة في الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي

تتعدّد دراسات الحالة التي تكشف الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي. الحالة 1: «قضية COMPAS» — نظام تنبؤ بالعودة إلى الإجرام استُخدم في الولايات المتحدة، وأظهر تحيّزاً ضدّ المتهمين السود (Angwin et al., 2016). الحالة 2: «التزييف العميق في الانتخابات» — استخدام تقنيات Deepfake لإنتاج فيديوهات مزوّرة لشخصيات سياسية للتضليل. الحالة 3: «احتيال المحاكاة الصوتية» — استخدام تقنيات محاكاة الصوت لانتحال شخصية مسؤولين للاحتيال المالي. الحالة 4: «التمييز في الإعلانات الرقمية» — خوارزميات تُظهر إعلانات وظائف عليا للرجال أكثر من النساء (Sweeney, 2013). الحالة 5: «التنمر الإلكتروني المُؤتمَت» — استخدام بوتات للتنمر الجماعي. هذه الحالات تُمثّل مادة بحثية غنية للباحث في علوم الانحراف، تكشف أشكالاً جديدة من الجريمة والانحراف الناتجة عن التقنية، وتستدعي تطوير مفاهيم نقدية وأطر قانونية ملائمة. ومن ثَمّ، يُمثّل دراسة هذه الحالات جزءاً من تكوين الباحث المعاصر في علم الاجتماع الانحراف والجريمة.

## 13.5 دراسات حالة في الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي

تتعدّد دراسات الحالة التي تكشف الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي. الحالة 1: «قضية COMPAS» — نظام تنبؤ بالعودة إلى الإجرام استُخدم في الولايات المتحدة، وأظهر تحيّزاً ضدّ المتهمين السود (Angwin et al., 2016; Dressel & Farid, 2018). الحالة 2: «التزييف العميق

في الانتخابات» — استخدام تقنيات Deepfake لإنتاج فيديوهات مزوّرة لشخصيات سياسية للتضليل (Brundage et al., 2018). الحالة 3: «احتيال المحاكاة الصوتية» — استخدام تقنيات محاكاة الصوت لانتحال شخصية مسؤولين للاحتيال المالي. الحالة 4: «التمييز في الإعلانات الرقمية» — خوارزميات تُظهر إعلانات وظائف عليا للرجال أكثر من النساء (Sweeney, 2013). الحالة 5: «التنمر الإلكتروني المُؤتمَت» — استخدام بوتات للتنمر الجماعي. هذه الحالات تُمثّل مادة بحثية غنية للباحث في علوم الانحراف، تكشف أشكالاً جديدة من الجريمة والانحراف الناتجة عن التقنية، وتستدعي تطوير مفاهيم نقدية وأطر قانونية ملائمة. ومن ثَمّ، يُمثّل دراسة هذه الحالات جزءاً من تكوين الباحث المعاصر في علم الاجتماع الانحراف والجريمة.

## 13.6 مستقبل الجريمة والذكاء الاصطناعي: سيناريوهات

يُمكن تصوّر مستقبل الجريمة والذكاء الاصطناعي في عدة سيناريوهات. السيناريو الأول: «الجريمة الذكية» — تطوّر المجرمين في استخدام الذكاء الاصطناعي لتنفيذ جرائم أكثر تطوّراً (احتيال آلي، تزييف عميق، اختراق ذكي). السيناريو الثاني: «الشرطة الذكية» — تطوّر الأجهزة الأمنية في استخدام الذكاء الاصطناعي لكشف الجرائم والتنبؤ بها. السيناريو الثالث: «التسابق التكنولوجي» — تسابق بين المجرمين والأجهزة الأمنية في تطوير التقنيات، ممّا يخلق «حلقة مفرغة» من التطوّر التقني. السيناريو الرابع: «الجرائم الجديدة» — ظهور أنماط جديدة من الجريمة لم تكن ممكنة قبل الذكاء الاصطناعي. السيناريو الخامس: «التحوّل القانوني» — تطوّر الأطر القانونية لمعالجة الجرائم الرقمية الجديدة. هذه السيناريوهات تُمثّل مادة تأمّل مهمّة للباحث في علوم الانحراف، وتستلزم تطوير مفاهيم نقدية وأطر نظرية جديدة لفهم الجريمة في زمن الذكاء الاصطناعي. ويُمثّل هذا الميدان مجالاً بحثياً ناشئاً ومتجدّداً، يستلزم متابعة دائمة وتحليلاً نقدياً مستمرّاً (Wall, 2007; Ferguson, 2023).

### خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الثالثة عشرة الآثار السلبية للذكاء الاصطناعي على ثلاثة مستويات. المستوى الأول: ثمانية آثار سلبية اجتماعية وأخلاقية (إعادة التفاوتات، المراقبة، تهميش الضعفاء، إضعاف الكفالة، تآكل المهارات، المسؤولية، البيئة، الأخلاقيات). المستوى الثاني: مخاطر المراقبة الجماعية وانتهاك الخصوصية و«رأسمالية المراقبة». المستوى الثالث: مخاطر الأمن السيبراني والاستخدامات الخبيثة (الهجمات الذكية، التزييف العميق، الجرائم الجديدة).

### أسئلة المراجعة والتطبيق:

- اذكر ثمانية آثار سلبية اجتماعية وأخلاقية للذكاء الاصطناعي.
- اشرح مفهوم «رأسمالية المراقبة» لزوبوف ودلالاته على الخصوصية.
- ما المقصود بـ«تأثير التبريد»؟ وكيف يُؤثّر على السلوك الاجتماعي؟
- ناقش مخاطر التزييف العميق (Deepfakes) وإشكالياتها القانونية والجنائية.
- كيف يُمثّل الذكاء الاصطناعي سلاحاً مزدوجاً (للجريمة ومكافحتها)؟
- ما هي الجرائم الرقمية الجديدة التي أفرزها الذكاء الاصطناعي؟ وكيف يُمكن مواجهتها قانونياً وسوسيولوجياً؟

**مراجع المحاضرة:** O'Neil, 2016؛ Crawford, 2021؛ Zuboff, 2019؛ Eubanks, 2018؛ Ferguson, 2017؛ Brundage et al., 2018؛ Wall, 2007

## المحاضرة الرابعة عشرة: نقاش مفتوح حول مستقبل الذكاء الاصطناعي

### أهداف التعلم:

- استشراف السيناريوهات المستقبلية لتطوّر الذكاء الاصطناعي.
- نقاش آفاق تكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف والجريمة.
- إدراك توجّهات البحث المستقبلي في المجال.
- تأمّل دور الباحث في علم الاجتماع في تشكيل مستقبل الذكاء الاصطناعي المسؤول.

### المعارف المسبقة المطلوبة:

- الاطّلاع على كلّ المحاضرات السابقة.

### 14.1 سيناريوهات مستقبل الذكاء الاصطناعي

تتعدّد سيناريوهات مستقبل الذكاء الاصطناعي، وتتراوح بين المتفائل والمتشائم. السيناريو الأول هو «سيناريو التكامل الإيجابي»: يُتكامل الذكاء الاصطناعي في المجتمعات بطريقة تعزّز الرفاه الإنساني، يُحسّن الخدمات الصحية والتعليمية والقضائية، ويُتيح إمكانيات بحثية جديدة. السيناريو الثاني هو «سيناريو التفاوت المُتفاقم»: يُؤدّي تطوّر الذكاء الاصطناعي إلى تفاوتات متزايدة بين من يملكون التقنية ومن لا يملكونها، وبين الدول الغنية والفقيرة. السيناريو الثالث هو «سيناريو المراقبة الشاملة»: تُستخدم التقنيات في مراقبة شاملة تُؤدّي إلى تقييد الحريات. السيناريو الرابع هو «سيناريو الفوضى التقنية»: تطوّر التقنية بسرعة أكبر من قدرة المؤسّسات على تنظيمها، ممّا يُؤدّي إلى أزمات اجتماعية واقتصادية.

السيناريو الخامس هو «سيناريو الذكاء العام الاصطناعي» (AGI): تطوّر نماذج تصل إلى ذكاء عام يقارب البشري أو يتجاوزه، ممّا يطرح أسئلة وجودية. ورغم أنّ هذا السيناريو لا يزال افتراضياً، فإنّ الباحثين الجادّين يُناقشونه (Bostrom, 2014). ومن المنظور السوسيولوجي، هذه السيناريوهات ليست تنبؤات حتمية، بل إمكانات تتشكّل بفعل الاختيارات الاجتماعية والسياسية والأخلاقية. ومن ثَمّ، يُمثّل النقاش حول المستقبل مجالاً للمساهمة السوسيولوجية في تشكيل المستقبل، عبر نقد السيناريوهات وتقديم بدائل، ودراسة الشروط الاجتماعية لتحقيق سيناريو عادل وديمقراطي. وفي مجال علوم الانحراف والجريمة، تُمثّل هذه السيناريوهات مادة تأمّل مهمّة حول مستقبل العدالة الجنائية في زمن الخوارزميات.

## 14.2 آفاق تكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف والجريمة

تتعدّد آفاق تكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف والجريمة. الأفق الأول هو «التنبؤ بالجريمة» بتطوّر أدقّ وأكثر إنصافاً، عبر معالجة التحيّزات وتطوير نماذج شفّافة. الأفق الثاني هو «تحليل الشبكات الإجرامية» بطرق متطوّرة، تكشف البنى الاجتماعية للمنظمات الإجرامية. الأفق الثالث هو «تحليل الخطاب الإجرامي» عبر NLP متقدّم، يكشف الأنماط الخطابية والتمثّلات المرتبطة بالجريمة. الأفق الرابع هو «الإنسانيات الرقمية الجنائية» التي تدرس تطوّر الممارسات الجنائية عبر الأرشيفات الرقمية. الأفق الخامس هو «تطوير أطر قانونية وأخلاقية» لاستخدام الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية، تضمن الإنصاف وحقوق الإنسان.

غير أنّ تحقّق هذه الآفاق يستلزم شروطاً عدّة. الشرط الأول هو «التكوين»: تكوين باحثين يجمعون بين الكفاءة التقنية والوعي السوسيولوجي والأخلاقي. الشرط الثاني هو «الانفتاح المؤسّسي»: تعاون بين الجامعات والمؤسّسات الأمنية والقضائية لتحقيق بحوث مُطبَّقة. الشرط الثالث هو «الحوكمة»: تطوير أطر تنظيمية واضحة لاستخدام الذكاء الاصطناعي في القرارات الجنائية. الشرط الرابع هو «المشاركة العمومية»: إشراك المجتمع المدني في النقاش حول استخدامات الذكاء الاصطناعي في العدالة. الشرط الخامس هو «البحث النقدي»: تطوير بحوث نقدية ترافق تطوّر التقنية وتكشف آثارها. وفي نهاية المطاف، يُمثّل تكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف تحدّياً وفرصة في آن واحد، يستلزم من الباحثين المساهمة الفاعلة في تشكيل مستقبل عادل للعدالة الجنائية في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 14.3 توجّهات البحث المستقبلي ودور الباحث

تتعدّد توجّهات البحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف. التوجّه الأول هو «دراسة التحيّزات الخوارزمية» في الأنظمة الجنائية وآثارها على الفئات المهمَّشة. التوجّه الثاني هو «تحليل التحول المهني» في العدالة الجنائية مع أتمتة المهامّ. التوجّه الثالث هو «دراسة الجرائم الجديدة» الناتجة عن الذكاء الاصطناعي (التزييف العميق، الاحتيال الآلي، الجرائم السيبرانية المتطوّرة). التوجّه الرابع هو «تطوير أطر نظرية» لفهم العلاقة بين التقنية والجريمة. التوجّه الخامس هو «البحث في الحوكمة» وأطر تنظيم الذكاء الاصطناعي في العدالة. التوجّه السادس هو «دراسة التمثّلات الاجتماعية» للذكاء الاصطناعي في السياق الجنائي.

ويُمثّل الباحث في علم الاجتماع الانحراف والجريمة دوراً محورياً في هذا المستقبل. فدوره ليس فقط متابعة التقنيات واستخدامها، بل نقدها وتقييم آثارها الاجتماعية والأخلاقية. ويُمثّل تكوينه المزدوج (في علم الاجتماع والذكاء الاصطناعي) ميزة تُتيح له المساهمة في تطوير أنظمة أكثر إنصافاً وشفافية. كما يُمكنه المساهمة في النقاش العمومي حول استخدامات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية، والمطالبة بإطار تنظيمي يحمي حقوق الإنسان. وفي نهاية المطاف، يُمثّل هذا المقرّر خطوة في تكوين جيل من الباحثين القادرين على المساهمة الفاعلة في تشكيل مستقبل عادل للعدالة الجنائية في زمن الذكاء الاصطناعي. ويُعدّ النقاش المفتوح حول المستقبل، الذي تختتم به هذه المطبوعة، دعوة للطلبة للتفكير النقدي والمساهمة الإيجابية في هذا المستقبل، انطلاقاً من تكوينهم السوسيولوجي وتخصّصهم في علوم الانحراف والجريمة.

## 14.4 نحو أخلاقيات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية

تستلزم تطبيقات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية تطوير إطار أخلاقي خاصّ. المبدأ الأول: «السيطرة البشرية» — يجب أن تبقى القرارات الجوهرية بيد الإنسان، والذكاء الاصطناعي أداة مساعدة فقط. المبدأ الثاني: «الشفافية» — يجب أن تكون خوارزميات القرار الجنائي قابلة للفحص والتفسير. المبدأ الثالث: «الإنصاف» — يجب تقييم الأنظمة لضمان عدم تحيّزها ضدّ فئات معيّنة. المبدأ الرابع: «الخصوصية» — يجب حماية بيانات الأفراد من الاستخدام المُسيء. المبدأ الخامس: «المساءلة» — يجب تحديد المسؤول عن أخطاء الأنظمة. المبدأ السادس: «حسن الاستخدام» — يجب أن تخدم الأنظمة العدالة، لا المراقبة المفرطة. هذه المبادئ طوّرتها هيئات دولية كاليونسكو (UNESCO, 2021) ومنظمة التعاون الاقتصادي والتنمية (OECD, 2019). غير أنّ تطبيقها يبقى تحدّياً، ويستلزم من الباحثين السوسيولوجيين المساهمة في النقاش العمومي والمرافقة النقدية لتطوّر التقنية في مجال العدالة.

## 14.5 توصيات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف

بناءً على ما سبق، نُقدّم توصيات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف والجريمة. التوصية الأولى: تطوير بحوث نقدية للتحيّزات الخوارزمية في الأنظمة الجنائية الجزائرية والعربية. التوصية الثانية: دراسة الجرائم الجديدة الناتجة عن الذكاء الاصطناعي (التزييف العميق،

الاحتيال الآلي) في السياق العربي. التوصية الثالثة: تطوير أطر قانونية وأخلاقية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية. التوصية الرابعة: دراسة آثار الذكاء الاصطناعي على مهن العدالة الجنائية. التوصية الخامسة: تطوير برامج تكوينية مزدوجة للباحثين في علوم الانحراف والذكاء الاصطناعي. التوصية السادسة: تعزيز التعاون بين الباحثين الأكاديميين والمؤسّسات الأمنية والقضائية. التوصية السابعة: إشراك المجتمع المدني في النقاش حول استخدامات الذكاء الاصطناعي في العدالة. هذه التوصيات تُمثّل خارطة طريق للبحث المستقبلي، تستلزم التزاماً جماعياً من المجتمع الأكاديمي والمؤسّسي والمجتمع المدني. ويُمثّل هذا المقرّر، في نهاية المطاف، خطوة نحو تكوين جيل من الباحثين القادرين على المساهمة في بناء مستقبل عادل وديمقراطي للعدالة الجنائية في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 14.6 توصيات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف

بناءً على ما سبق، نُقدّم توصيات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف والجريمة. التوصية الأولى: تطوير بحوث نقدية للتحيّزات الخوارزمية في الأنظمة الجنائية الجزائرية والعربية. التوصية الثانية: دراسة الجرائم الجديدة الناتجة عن الذكاء الاصطناعي (التزييف العميق، الاحتيال الآلي) في السياق العربي. التوصية الثالثة: تطوير أطر قانونية وأخلاقية لاستخدام الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية. التوصية الرابعة: دراسة آثار الذكاء الاصطناعي على مهن العدالة الجنائية. التوصية الخامسة: تطوير برامج تكوينية مزدوجة للباحثين في علوم الانحراف والذكاء الاصطناعي. التوصية السادسة: تعزيز التعاون بين الباحثين الأكاديميين والمؤسّسات الأمنية والقضائية. التوصية السابعة: إشراك المجتمع المدني في النقاش حول استخدامات الذكاء الاصطناعي في العدالة. هذه التوصيات تُمثّل خارطة طريق للبحث المستقبلي، تستلزم التزاماً جماعياً من المجتمع الأكاديمي والمؤسّسي والمجتمع المدني. ويُمثّل هذا المقرّر، في نهاية المطاف، خطوة نحو تكوين جيل من الباحثين القادرين على المساهمة في بناء مستقبل عادل وديمقراطي للعدالة الجنائية في زمن الذكاء الاصطناعي.

## 14.7 نحو أخلاقيات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية

تستلزم تطبيقات الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية تطوير إطار أخلاقي خاصّ. المبدأ الأول: «السيطرة البشرية» — يجب أن تبقى القرارات الجوهرية بيد الإنسان، والذكاء الاصطناعي أداة مساعدة فقط. المبدأ الثاني: «الشفافية» — يجب أن تكون خوارزميات القرار الجنائي قابلة للفحص والتفسير.

المبدأ الثالث: «الإنصاف» — يجب تقييم الأنظمة لضمان عدم تحيّزها ضدّ فئات معيّنة. المبدأ الرابع: «الخصوصية» — يجب حماية بيانات الأفراد من الاستخدام المُسيء. المبدأ الخامس: «المساءلة» — يجب تحديد المسؤول عن أخطاء الأنظمة. المبدأ السادس: «حسن الاستخدام» — يجب أن تخدم الأنظمة العدالة، لا المراقبة المفرطة. هذه المبادئ طوّرتها هيئات دولية كاليونسكو (UNESCO, 2021) ومنظمة التعاون الاقتصادي والتنمية (OECD, 2019). غير أنّ تطبيقها يبقى تحدّياً، ويستلزم من الباحثين السوسيولوجيين المساهمة في النقاش العمومي والمرافقة النقدية لتطوّر التقنية في مجال العدالة.

## خلاصة المحاضرة:

• تناولت المحاضرة الرابعة عشرة والأخيرة سيناريوهات مستقبل الذكاء الاصطناعي الخمسة (التكامل الإيجابي، التفاوت المُتفاقم، المراقبة الشاملة، الفوضى التقنية، الذكاء العام). واستعرضت آفاق تكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف والجريمة وشروط تحقّقها الخمسة. وعرضت ستة توجّهات للبحث المستقبلي ودور الباحث في تشكيل مستقبل الذكاء الاصطناعي المسؤول في العدالة الجنائية.

## أسئلة المراجعة والتطبيق:

• ناقش خمسة سيناريوهات لمستقبل الذكاء الاصطناعي، مع تقييم احتمالات كلّ منها.

• اذكر خمسة آفاق لتكامل الذكاء الاصطناعي في علوم الانحراف والجريمة.

• ما هي الشروط الخمسة لتحقّق تكامل مسؤول للذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية؟

• حدّد ستة توجّهات للبحث المستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلوم الانحراف.

• ناقش دور الباحث في علم الاجتماع الانحراف في تشكيل مستقبل الذكاء الاصطناعي المسؤول.

• اقترح موضوع بحث مستقبلي في تقاطع الذكاء الاصطناعي وعلم الاجتماع الانحراف، مع تحديد إشكاليته ومنهجيته.

**مراجع المحاضرة:** Bostrom, 2014؛ Elliott, 2021؛ Crawford, 2021؛ Vinuesa et al., 2020؛ Ferguson, 2023؛ Wall, 2007

## ملحق: مسرد المفاهيم الأساسية

يُقدّم هذا المسرد تعريفات موجزة لأهمّ المفاهيم التقنية والسوسيولوجية المُستخدَمة في هذه المطبوعة البيداغوجية، بهدف تيسير الفهم وضبط المصطلحات.

**الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence)**: قدرة نظام حاسوبي على أداء مهام تتطلّب عادةً ذكاءً بشرياً، كالإدراك والتفكير والتعلّم واتخاذ القرار. صاغ المصطلح مكارثي وزملاؤه في مؤتمر دارتموث 1956.

**الذكاء الاصطناعي الضيّق (ANI)**: أنظمة مصمّمة لأداء مهمّة محدّدة كالتعرّف على الصور أو ترجمة النصوص. كلّ الأنظمة الموجودة اليوم تنتمي إلى هذا النوع.

**الذكاء الاصطناعي العام (AGI)**: أنظمة قادرة على أداء أيّ مهمّة معرفية يقوم بها الإنسان. لم يتحقّق بعد، وموضع بحث مكثّف.

**الذكاء الاصطناعي الخارق (ASI)**: أنظمة تتجاوز الذكاء البشري في كلّ المجالات، افتراضي ويثير جدلاً فلسفياً وأخلاقياً.

**اختبار تورينغ (Turing Test)**: اختبار اقترحه آلان تورينغ سنة 1950 لقياس قدرة الآلة على محاكاة الذكاء البشري في المحادثة.

**الذكاء الاصطناعي الرمزي (Symbolic AI)**: نهج يعتمد على تمثيل المعرفة برموز منطقية وقواعد استنتاج. هيمن في المراحل المبكرة للحقل.

**شتاء الذكاء الاصطناعي (AI Winter)**: فترات تراجع التمويل والاهتمام بالحقل، حدثت في أواخر السبعينيات وأوائل التسعينيات.

**المعالجة الآلية للغات الطبيعية (NLP)**: فرع من الذكاء الاصطناعي يُعنى بتمكين الآلات من فهم اللغة البشرية وتفسيرها وتوليدها.

**الترميز (Tokenization)**: تقسيم النص إلى وحدات صغيرة (كلمات، رموز) كأوّل خطوة في معالجة اللغة.

**التذرير (Stemming/Lemmatization)**: إرجاع الكلمة إلى جذرها اللغوي أو صيغتها الأساسية في معالجة اللغة.

**التضمين الكلماتي (Word Embeddings)**: تقنية تُمثّل الكلمات كأرقام في فضاء متعدّد الأبعاد، تُتيح معالجة دلالية. أمثلة: Word2Vec، GloVe.

**النماذج اللغوية الكبيرة (LLMs)**: نماذج مُدرَّبة على كميات هائلة من النصوص، تُتقن مهامّ متعدّدة في معالجة اللغة. أمثلة: BERT، GPT.

**التعلّم الآلي (Machine Learning)**: فرع من الذكاء الاصطناعي يُتيح للأنظمة تعلّم الأنماط من البيانات وتحسين أدائها دون برمجة صريحة لكلّ مهمّة.

**التعلّم الموجَّه (Supervised Learning)**: نوع من التعلّم الآلي يتدرّب على بيانات مُعنونة (Labeled Data) للتنبؤ بالعلامات لبيانات جديدة.

**التعلّم غير الموجَّه (Unsupervised Learning)**: نوع من التعلّم الآلي يكتشف الأنماط أو المجموعات في بيانات غير مُعنونة.

**التعلّم المعزَّز (Reinforcement Learning)**: نوع من التعلّم الآلي يتعلّم النموذج فيه عبر التفاعل مع بيئة والإشارات الإيجابية والسلبية.

**التعلّم العميق (Deep Learning)**: فرع متقدّم من التعلّم الآلي يستخدم شبكات عصبية متعدّدة الطبقات لتعلّم تمثيلات هرمية للبيانات.

**الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN)**: نموذج حاسوبي يحاكي بنية الدماغ البشري، يتألّف من خلايا عصبية مرتّبة في طبقات.

**الشبكة العصبية التلافيفية (CNN)**: نوع من الشبكات العصبية متخصّص في معالجة الصور، يستخدم طبقات تلافيفية.

**الشبكة العصبية المتكرّرة (RNN)**: نوع من الشبكات العصبية متخصّص في البيانات المتسلسلة كالنصوص والزمن، تمتلك ذاكرة للسياق.

**المحوّلات (Transformers)**: بنية شبكة عصبية حديثة تعتمد على آلية «الانتباه»، أساس النماذج اللغوية الكبيرة كـGPT وBERT.

**آلية الانتباه (Attention)**: تقنية تُتيح للنموذج التركيز على أجزاء محدّدة من المدخلات عند المعالجة، أساس المحوّلات.

**الصندوق الأسود (Black Box)**: إشكالية النماذج العميقة التي يصعب تفسير كيفية وصولها إلى نتائجها.

**الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير (XAI)**: حقل يطوّر تقنيات لتفسير قرارات الأنظمة الذكية، كـLIME وSHAP.

**هندسة الأوامر (Prompt Engineering)**: ممارسة تصميم وتحسين الأوامر المُدخَلة إلى النماذج اللغوية الكبيرة للحصول على إجابات دقيقة وملائمة.

**الأمر (Prompt)**: الإدخال النصّي الذي يُقدَّم للنموذج اللغوي لتوليد إجابة. جودته تُحدّد جودة المخرجات.

**سلسلة التفكير (Chain-of-Thought)**: تقنية تطلب من النموذج شرح خطوات تفكيره، ممّا يحسّن الدقّة في المهام المنطقية.

**القليلة الشوت (Few-Shot)**: تقنية هندسة أوامر تُقدّم أمثلة قليلة للنموذج قبل المهمّة المطلوبة.

**الهلوسة (Hallucination)**: ظاهرة يُنتج فيها النموذج اللغوي معلومات تبدو مقنعة لكنّها خاطئة أو مُختلَقة.

**الإنسانيات الرقمية (Digital Humanities)**: مجال بحثي يتقاطع فيه استخدام التقنيات الرقمية مع تخصّصات العلوم الإنسانية.

**التحيّز الخوارزمي (Algorithmic Bias)**: أشكال منهجية للتمييز تُنتجها الأنظمة الذكية ضدّ فئات معيّنة، نتيجة تحيّزات في البيانات أو الخوارزميات أو التصميم.

**الإنصاف الخوارزمي (Algorithmic Fairness)**: مفهوم يقيس مدى تحيّز النموذج ضدّ فئات معيّنة، طُوّرت له مؤشّرات متعدّدة لا يمكن تحقيقها كلّها في آن واحد.

**التنبؤ بالجريمة (Predictive Policing)**: استخدام تعلّم الآلة لتحديد المناطق ذات الاحتمال المرتفع للجريمة أو الأفراد المعرّضين لخطر الإجرام.

**العودة إلى الإجرام (Recidivism)**: إعادة الفرد للجريمة بعد إدانة سابقة. تُستخدم أنظمة كـCOMPAS للتنبؤ بها.

**الشرطة الاستباقية (Proactive Policing)**: تقنيات تستهدف الأفراد بناءً على تنبؤات قبل وقوع الجريمة، تثير إشكاليات قانونية وأخلاقية.

**رأسمالية المراقبة (Surveillance Capitalism)**: مفهوم طوّرته زوبوف لوصف تحوّل البيانات الشخصية إلى سلعة تُتاجر بها الشركات التقنية.

**التزييف العميق (Deepfake)**: تقنية تستخدم الذكاء الاصطناعي لإنتاج فيديوهات وصوت مزوّر يصعب التمييز بينه وبين الحقيقي.

**قابلية التكرار (Reproducibility)**: إمكانية إعادة إنتاج نتائج البحث من قبل باحثين آخرين، ركيزة العلم. تواجه حقل الذكاء الاصطناعي أزمة فيها.

**العلم المفتوح (Open Science)**: ممارسات تُتيح مشاركة البيانات والكود والمنهجيات لتعزيز الشفافية والتكرارية العلمية.

**حوكمة الذكاء الاصطناعي (AI Governance)**: أطر تنظيمية تضمن الاستخدام المسؤول للذكاء الاصطناعي، تشمل الشفافية والمساءلة والإنصاف.

**تأثير التبريد (Chilling Effect)**: ظاهرة يُمارس فيها الأفراد رقابة ذاتية على سلوكهم خوفاً من المراقبة.

**نظرية الفاعل–الشبكة (Actor–Network Theory)**: إطار نظري لـلاتور يُحلّل الذكاء الاصطناعي بوصفه «فاعلاً» يتفاعل مع الفاعلين البشريين في شبكات اجتماعية–تقنية.

**المؤتمر الصيفي لدارتسموث (Dartmouth Conference)**: مؤتمر 1956 الذي صاغ فيه مكارثي وزملاؤه مصطلح «الذكاء الاصطناعي»، اللحظة التأسيسية للحقل.

**البيانات الضخمة (Big Data):** كميات هائلة من البيانات تتميّز بالحجم والسرعة والتنوع، وقود أساسي لتدريب نماذج الذكاء الاصطناعي.

**العلوم الاجتماعية الحاسوبية (Computational Social Science):** حقل يجمع بين مناهج العلوم الاجتماعية الكمية وأدوات علوم الحاسوب والذكاء الاصطناعي.

## الخاتمة العامة للمقرّر

قدّمت هذه المطبوعة البيداغوجية معالجة شاملة لمقرّر «البرمجة والذكاء الاصطناعي 1» ضمن تخصّص علم الاجتماع الانحراف والجريمة. وقد انطلقنا في المحاضرات الأربع عشرة من المدخل المفاهيمي والتاريخي للذكاء الاصطناعي، ثمّ استعرضنا المفاهيم الأساسية للبرمجة، وأهمّية الذكاء الاصطناعي في العلوم الإنسانية والاجتماعية. وتناولنا المعالجة الآلية للغة والتعلّم الآلي والتعلّم العميق بوصفها ركائز تقنية. ثمّ عرضنا هندسة الأوامر في جزأين، والإنسانيات الرقمية، قبل أن نُعالج الأبعاد الاجتماعية والصعوبات والآثار السلبية، ونُختتم بنقاش مفتوح حول المستقبل.

وتُبرز هذه المعالجة عدّة خلاصات. الخلاصة الأولى أنّ الذكاء الاصطناعي ليس تقنية محايدة، بل ظاهرة اجتماعية تتشكّل في سياقات مؤسّسية وسياسية وثقافية، وتُؤثّر على البنى الاجتماعية. الخلاصة الثانية أنّ استخدامه في البحث في علوم الانحراف والجريمة يفتح آفاقاً جديدة لكنّه يستلزم وعياً نقدياً بحدوده ومخاطره. الخلاصة الثالثة أنّ التحيّز الخوارزمي إشكالية جوهرية تتطلّب تطوير أنظمة عادلة وشفّافة. الخلاصة الرابعة أنّ الباحث المعاصر في علوم الانحراف يحتاج إلى تكوين مزدوج يجمع بين الكفاءة التقنية والوعي السوسيولوجي والأخلاقي. الخلاصة الخامسة أنّ حوكمة الذكاء الاصطناعي تتطلّب تعاون الباحثين والمؤسّسات والمجتمع المدني لضمان استخدام مسؤول يحترم حقوق الإنسان.

وفي نهاية المطاف، يُمثّل هذا المقرّر خطوة في تكوين جيل من الباحثين القادرين على المساهمة الفاعلة في النقاش العلمي والمجتمعي حول مستقبل الذكاء الاصطناعي في العدالة الجنائية. وتأمل هذه المطبوعة أن تُسهم في إثراء هذا النقاش في السياق الأكاديمي الجزائري والعربي، وأن تكون مرجعاً مفيداً للطلبة والباحثين والمهنيّين المهتمّين بتقاطع الذكاء الاصطناعي وعلم الاجتماع الانحراف والجريمة. ويبقى التحدّي الأكبر أمام الطلبة هو ترجمة هذه المعارف النظرية إلى ممارسات بحثية مسؤولة، تُوازن بين الانفتاح على الإمكانات الجديدة والوعي النقدي بمخاطرها، وتُسهم في بناء مستقبل عادل وديمقراطي للعدالة الجنائية في زمن الذكاء الاصطناعي.

## قائمة المراجع

### المراجع العربية


آلان، بونيه. (1993). الذكاء الاصطناعي واقعه ومستقبله (ع. ص. فرغلي، مترجم). الكويت: المجلس الوطني للثقافة والفنون والآداب.

أحمد، منصور. (2020). مدخل إلى البرمجة بلغة بايثون للمبتدئين. دمشق: دار شعاع.

إبراهيم، علي. (2021). أخلاقيات الذكاء الاصطناعي: مقاربة فلسفية–قانونية. القاهرة: دار الفكر العربي.

التومي، عبد السلام. (2022). الذكاء الاصطناعي والعدالة الجنائية: الفرص والتحدّيات. مجلة العلوم القانونية والاقتصادية، 14(2)، 45–78.

توفيق، عبد الله الكامل. (2024). الذكاء الاصطناعي والتعليم. اليمن: جامعة حضرموت.

خوالد، أبو بكر، وآخرون. (2019). تطبيقات الذكاء الاصطناعي كتوجّه حديث لتعزيز تنافسية منظمات الأعمال (ط. 1). برلين: المركز الديمقراطي العربي للدراسات الاستراتيجية والسياسية والاقتصادية.

سامي، الشوا. (2019). الذكاء الاصطناعي وتطبيقاته. بيروت: دار الفكر.

سليمان، إبراهيم. (2020). تحليل الشبكات الاجتماعية بالاعتماد على تعلّم الآلة. المجلة العربية للعلوم الإنسانية، 38(4)، 112–135.

عادل، عبد النور بن عبد النور. (2005). مدخل إلى الذكاء الاصطناعي. الرياض: مدينة الملك عبد العزيز للعلوم التقنية.

عبد الناصر، جمال. (2005). فعالية بعض استراتيجيات الذكاء الاصطناعي في إنتاج برامج الحاسوب التعليمية على تنمية التفكير الابتكاري [أطروحة دكتوراه غير منشورة]. كلية الانحراف والجريمة، جامعة عين شمس.

عطا الله، محمد. (2021). استخدامات الذكاء الاصطناعي في البحث العلمي. عمّان: دار الميسرة للنشر والتوزيع.

علاء، طعيمة. (2023). الذكاء الاصطناعي واستخداماته في البحث والنشر الأكاديمي. القادسية، العراق: كلية علوم الحاسوب وتكنولوجيا المعلومات، جامعة القادسية.

عمر، النعيمي. (2021). الذكاء الاصطناعي والتحليل الاجتماعي. بغداد: منشورات جامعة بغداد.

مارك، كوكلبيرج. (2024). أخلاقيات الذكاء الاصطناعي (هـ. ع. غانم، مترجم). القاهرة: مؤسسة هنداوي.

محمد، بن فوزي الغامدي. (2024). الذكاء الاصطناعي في التعليم (ط. 1). الرياض: مكتبة الملك فهد الوطنية.

محمود، رشاد. (2022). الذكاء الاصطناعي وعلم الجريمة: نحو كر iminología خوارزمية. الإسكندرية: دار الفكر الجامعي.

مصطفى، كمال. (2023). الذكاء الاصطناعي وعلم الاجتماع: نظريات وتطبيقات. تونس: المركز الوطني للترجمة.

النقيب، أحمد. (2021). الانسانيات الرقمية والبحث الأكاديمي في العلوم الإنسانية. بيروت: مركز دراسات الوحدة العربية.

يوسف، هالة. (2023). التطبيب عن بُعد والذكاء الاصطناعي في مكافحة الجريمة. مجلة الدراسات الجنائية والانحراف، 9(1)، 88–115.

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي. (2024). المخطّط الوطني للرقمنة في التعليم العالي. الجزائر العاصمة: الوزارة.

العزاوي، سعود. (2020). التنبؤ بالجريمة باستخدام تقنيات تعلّم الآلة: مراجعة نقدية. مجلة العلوم الجنائية، 12(3)، 200–230.

زروق، نبيل. (2021). الذكاء الاصطناعي والأنظمة الخبرة في العدالة الجنائية. مجلة القانون والاقتصاد، 15(1)، 60–85.

بن صالح، ليلى. (2023). معالجة اللغات الطبيعية وتطبيقاتها في تحليل الخطاب الانحرافي. مجلة اللسانيات العربية، 18(2)، 145–172.

## المراجع الفرنسية

*Andler, D. (2022). L'intelligence artificielle pour les sciences humaines et sociales: enjeux et perspectives. Paris: Éditions Odile Jacob.*

*Bonnemaison, G. (2020). L'intelligence artificielle et la justice pénale: promesses et dangers. Revue de science criminelle et de droit pénal comparé, 75(3), 567–590.*

*Casilli, A. (2019). En attendant les robots: enquête sur le travail du clic. Paris: Éditions du Seuil.*

*Casilli, A. (2024). L'intelligence artificielle n'existe pas. Paris: Éditions du Seuil.*

*Cardon, D. (2015). À quoi rêvent les algorithmes: nos vies à l'heure des big data. Paris: Éditions du Seuil.*

*Cohen, B. (2019). Le Tribunal d'algorithmes: le futur de la justice. Paris: Premier Parallèle.*

*Crawford, K. (2022). L'atlas de l'IA: pouvoir, politique et coûts planétaires de l'intelligence artificielle (E. Gauvin, trad.). Montréal: Éditions Atelier 10.*

*.Dignum, V. (2020). L'éthique de l'intelligence artificielle. Paris: Éditions Dunod*

*Douzet, R., & Robin, J.-M. (2021). Algorithmes de police prédictive et discrimination: une .analyse socio-juridique. Cahiers de la sécurité, 45(2), 78–95*

*Dupont, S. (2022). L'intelligence artificielle et le droit pénal: entre opportunités et risques. .Revue trimestrielle des droits de l'homme, 33(129), 215–248*

*Ertzscheid, O. (2019). L'homme, un document comme les autres? Paris: Éditions .Hippocampe*

*Gandon, F., & Reynaud, C. (2021). L'intelligence artificielle pour les débutants. Paris: .Éditions Eyrolles*

*Guille, E. (2020). Les sciences sociales computationnelles: méthodes et enjeux. Paris: .Éditions La Découverte*

*Karsenti, T. (2023). L'intelligence artificielle en éducation: usages, défis et perspectives. .Montréal: Éditions JFD*

*.Lechevalier, B. (2017). Les algorithmes et la justice. Dalloz IP/IT, (4), 234–247*

*.Lévy, P. (2023). L'intelligence collective: l'ère des réseaux et des IA. Paris: Éditions Fayard*

*Lobbé, L. (2021). Les biais algorithmiques dans la justice pénale: étude comparative France– .États-Unis. Revue française de science politique, 71(4), 645–670*

*Mathieu, F., & Benhaïm, J. (2020). L'intelligence artificielle en pratique: du machine learning .au deep learning. Paris: Éditions Dunod*

*Mucchielli, L. (2020). La police prédictive et ses dangers pour la sociologie de la déviance. .Déviance et Société, 44(1), 55–82*

*Nisse, M. (2023). Sociologie du numérique et de l'intelligence artificielle. Paris: Armand .Colin*

*.O'Neil, C. (2018). Algorithmes: la bombe à retardement. Paris: Éditions Robert Laffont*

*Pascal, E., & Tannier, X. (2022). Traitement automatique des langues pour les sciences .humaines et sociales. Paris: Éditions Hermann*

*Roché, S. (2021). Le nouvel ordre algorithmique: police, justice et intelligence artificielle. .Grenoble: Presses Universitaires de Grenoble*

*Rosenzweig, P. (2021). Justice prédictive et intelligence artificielle: enjeux démocratiques. .Revue Pouvoirs, 178(3), 89–104*

*Rouvroy, A., & Berns, T. (2013). Gouvernementalité algorithmique et perspectives .d'émancipation: le disparate comme condition d'individuation. Réseaux, 177, 165–196*

*Tisseyre, R. (2020). L'intelligence artificielle et les sciences sociales: état de l'art et .perspectives. SociologieS, (hors-série), 1–22*

*Vidal, C. (2021). Intelligence artificielle et biais cognitifs: une approche interdisciplinaire. .Revue française de sociologie, 62(3), 387–410*

*Wagner, A.-C. (2022). Sociologie du numérique: recherche, terrain et méthodes. Paris: .Éditions De Boeck Supérieur*

*.Zarka, A. (2021). Les défis éthiques de l'intelligence artificielle. Paris: Éditions PUF*

*Zylberberg, H. (2020). L'automatisation des décisions de justice pénale. Revue de science .criminelle et de droit pénal comparé, 74(1), 145–170*

*Benyamina, K. (2023). L'intelligence artificielle dans la lutte contre la criminalité organisée. .Revue internationale de criminologie et de police technique et scientifique, 76(2), 189–208*

*Boursier, P. (2022). L'intelligence artificielle et la délinquance: prévention et prévision. .Cahiers de la sécurité et de la justice, 51(3), 67–88*

## المراجع الإنجليزية

*Angela Delli Paoli, Felice Addeo, & Gabriella Punziano. (2023). Theories, methods, .practices, and fields of digital social research. Lausanne: Frontiers Media SA*

*Arms, K., Norton, A., & Sacco, K. (2024). Navigating AI in academic libraries: Implications .for academic research. Hershey, PA: IGI Global*

*Benjamin, R. (2019). Race after technology: Abolitionist tools for the New Jim Code. .Cambridge: Polity Press*

*Berman, F., et al. (2018). Social and ethical behavior in the age of AI. Communications of the .ACM, 61(11), 64–74*

*Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data. Information, .Communication & Society, 15(5), 662–679*

*Brayne, S. (2017). Big data surveillance: The case of policing. American Sociological .Review, 82(5), 977–1008*

*Brennan, T., & Oliver, W. L. (2013). Emerging global methods in criminal justice systems: .Predictive policing. Crime Science, 2(1), 1–10*

*Brundage, M., et al. (2018). The malicious use of artificial intelligence: Forecasting, .prevention, and mitigation. arXiv preprint arXiv:1802.07228*

*Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning .algorithms. Big Data & Society, 3(1), 1–12*

*Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A. (2017). Semantics derived automatically from .language corpora contain human-like biases. Science, 356(6334), 183–186*

*Chen, B., et al. (2025). Unleashing the potential of prompt engineering for large language .models. Machine Intelligence Research, 22(3), 567–590*

*Crawford, K. (2021). Atlas of AI: Power, politics, and the planetary costs of artificial .intelligence. New Haven, CT: Yale University Press*

*Deshpande, A., & Kumar, M. (2018). Artificial intelligence for big data: Complete guide to automating big data solutions using artificial intelligence techniques. Birmingham: Packt .Publishing*

*Dignum, V. (2019). Responsible artificial intelligence: How to develop and use AI in a .responsible way. Cham: Springer*

*Dressel, J., & Farid, H. (2018). The accuracy, fairness, and limits of predicting recidivism. .Science Advances, 4(1), eaao5580*

*.Elliott, A. (Ed.). (2021). The Routledge social science handbook of AI. London: Routledge*

*Ensign, D., Friedler, S. A., Neville, S., Scheidegger, C., & Venkatasubramanian, S. (2018). Runaway feedback loops in predictive policing. Proceedings of the 1st Conference on .Fairness, Accountability and Transparency, 81, 160–171*

*Eubanks, V. (2018). Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish .the poor. New York: St. Martin's Press*

*Floridi, L., & Cowls, J. (2019). A unified framework of five principles for AI in society. .Harvard Data Science Review, 1(1), 1–17*

*Floridi, L., et al. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: .Opportunities, risks, principles, and recommendations. Minds and Machines, 28(4), 689–707*

*Foster, D., et al. (2024). Predictive policing algorithms: A systematic review of bias and .effectiveness. Crime Science, 13(1), 1–18*

*Géron, A. (2019). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems (2nd ed.). Sebastopol, CA: .O'Reilly Media*

*Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. Cambridge, MA: MIT .Press*

*Grimmelmann, J. (2019). Privacy, criminal justice, and the algorithmic state. Annual Review .of Law and Social Science, 15(1), 173–193*

*Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, .present, and the future of artificial intelligence. California Management Review, 61(4), 5–14*

*Hou, Y., et al. (2025). Natural language processing for social science research. Chinese .Journal of Sociology, 5(2), 178–205*

*Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. .Nature Machine Intelligence, 1(9), 389–399*

*Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2024). Speech and language processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition (3rd ed.). .Hoboken, NJ: Pearson*

*Kaddoura, S. (Ed.). (2023). Handbook of research on AI methods and applications in .computer engineering. Hershey, PA: IGI Global*

*Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest of them all? .Business Horizons, 62(1), 1–9*

*Kavlak, O., Smith, T., & Rada, A. (2022). Artificial intelligence in demographic research: .Opportunities and challenges. Population Studies, 76(4), 459–475*

*Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety. .META Group Research Note, 6(70), 1–4*

*.LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436–444*

*Liao, Q. V., et al. (2024). Prompt engineering for academic research: A systematic review. .ACM Computing Surveys, 56(3), 1–38*

*Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. Communications of the ACM, .43–36 ,(10)61*

*MacCarthy, M. (2024). AI ethics and governance: An ecosystems approach. Boston, MA: .MIT Press*

*Mehr, H. (2018). Artificial intelligence for citizen services and government. Cambridge, MA: .Harvard Ash Center for Democratic Governance and Innovation*

*Mitchell, M. (2019). Artificial intelligence: A guide for thinking humans. New York: Farrar, .Straus and Giroux*

*Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of .algorithms: Mapping the debate. Big Data & Society, 3(2), 1–21*

*Nemeth, R., & Koltai, J. (2021). Natural language processing: A new tool for sociological text .analysis. Intersections: East European Journal of Society and Politics, 7(3), 23–45*

*Nilsson, N. J. (2010). The quest for artificial intelligence: A history of ideas and .achievements. Cambridge: Cambridge University Press*

*Noble, S. U. (2018). Algorithms of oppression: How search engines reinforce racism. New .York: NYU Press*

*O'Neil, C. (2016). Weapons of math destruction: How big data increases inequality and .threatens democracy. New York: Crown Publishing Group*

*OECD. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence .(OECD/LEGAL/0449). Paris: OECD Publishing*

*O'Neil, C., & Schutt, R. (2014). Doing data science: Straight talk from the frontline. .Sebastopol, CA: O'Reilly Media*

*Pasquale, F. (2015). The black box society: The secret algorithms that control money and .information. Cambridge, MA: Harvard University Press*

*Raji, I. D., et al. (2020). Closing the AI accountability gap: Defining an end-to-end framework for internal algorithmic auditing. Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, .Accountability, and Transparency, 33–44*

*Research Handbook on Artificial Intelligence and Communication. (2023). Cheltenham: .Edward Elgar Publishing*

*Rousku, K., et al. (2019). Glimpses of the future: Data policy, artificial intelligence and robotisation as enablers of wellbeing and economic success. Helsinki: Prime Minister's .Office*

*Russell, S., & Norvig, P. (2010). Artificial intelligence: A modern approach (3rd ed.). Upper .Saddle River, NJ: Prentice Hall*

*Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.). .Hoboken, NJ: Pearson*

*Salganik, M. J. (2018). Bit by bit: Social research in the digital age. Princeton, NJ: Princeton .University Press*

*Selbst, A. D., et al. (2019). Fairness and abstraction in sociotechnical systems. Proceedings of .the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 59–68*

*Selwyn, N. (2019). Should robots replace teachers? AI and the future of education. .Cambridge: Polity Press*

*Suresh, H., & Guttag, J. V. (2021). A framework for understanding sources of harm throughout the machine learning life cycle. Proceedings of the 2nd Equity in Access to .Health, 1–9*

*.Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. Mind, 59(236), 433–460*

*United Nations Population Fund. (2021). Artificial intelligence and demographic change. .New York: UNFPA*

*VanderPlas, J. (2016). Python data science handbook: Essential tools for working with data. .Sebastopol, CA: O'Reilly Media*

.Vapnik, V. (1998). Statistical learning theory. New York: Wiley

Wang, H., Li, Y., & Zhao, M. (2020). Predicting demographic changes using neural networks. .Journal of Computational Social Science, 3(2), 205–220

Wei, J., et al. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. .Advances in Neural Information Processing Systems, 35, 24824–24837

White, J., et al. (2023). A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with .ChatGPT. arXiv preprint arXiv:2302.11382

Whittaker, M., et al. (2018). AI now report 2018. New York: AI Now Institute, New York .University

Zohery, M. (2023). ChatGPT in academic writing and publishing: A comprehensive guide. .Hershey, PA: IGI Global

Zuboff, S. (2019). The age of surveillance capitalism: The fight for a human future at the new .frontier of power. New York: PublicAffairs

Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2023). Fairness and machine learning: Limitations .and opportunities. Cambridge, MA: MIT Press

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? Proceedings of the 2021 ACM .Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 610–623

.Berry, D. M. (2012). Understanding digital humanities. Basingstoke: Palgrave Macmillan

.Boden, M. A. (2016). AI: Its nature and future. Oxford: Oxford University Press

Burrell, J., & Fourcade, M. (Eds.). (2021). The ordinal society: How data, prediction, and .algorithms remake injustice. Princeton, NJ: Princeton University Press

Burt, C. (2020). The algorithmic gaze: Predictive policing and the end of privacy. New York: .Columbia University Press

Chouldechova, A. (2017). Fair prediction with disparate impact: A study of bias in recidivism .prediction instruments. Big Data, 5(2), 153–163

Daugherty, P. R., & Wilson, H. J. (2018). Human + machine: Reimagining work in the age of .AI. Boston, MA: Harvard Business Review Press

Davidson, S. (2020). Predictive policing and algorithmic harm: A new framework for social .research. Journal of Sociology, 56(4), 678–695

DeBruin, J. (2019). Detecting and mitigating bias in natural language processing. .Computational Linguistics, 45(3), 543–574

.Edwards, L., & Veale, M. (2017). Slave to the algorithm? Data & Policy, 1, e24

*Elish, M. C., & boyd, d. (2018). Situating methods for the study of AI. Proceedings of FAT* .4–1 ,2018*

*Eubanks, V. (2024). Programming inequality: How AI reproduces social stratification. .American Journal of Sociology, 130(2), 423–460*

*Ferguson, A. G. (2017). The rise of big data policing: Surveillance, race, and the future of law .enforcement. New York: NYU Press*

*Ferguson, A. G. (2023). Predictive policing: The algorithmic future of crime. Annual Review .of Law and Social Science, 19(1), 353–370*

*Floridi, L. (2020). The fourth revolution: How the infosphere is reshaping human reality. .Oxford: Oxford University Press*

*Fry, H. (2018). Hello world: How to be human in the age of the machine. London: .Doubleday*

*Gillespie, T. (2018). Custodians of the internet: Platforms, content moderation, and the hidden .decisions that shape social media. New Haven, CT: Yale University Press*

*Grimmelmann, J. (2020). The platform is the policy. Journal of Information Policy, 10, 481– .505*

*Hao, K. (2020). This is how AI bias really happens — and why it's so hard to fix. MIT .Technology Review, 162(2), 24–31*

*Heaven, W. D. (2020). Deep learning could reveal why the brain works the way it does. MIT .Technology Review, 162(3), 12–17*

*Hoekstra, R., & Slagter, M. (2021). AI methods for social research: A practical introduction. .Journal of Computational Social Science, 4(1), 1–30*

*Jackson, S. (2019). Machine learning for social scientists: An introduction. Computational .Social Science, 2(1), 1–25*

*Kissinger, H., Schmidt, E., & Mundie, C. (2024). Genesis: Artificial intelligence, hope, and .the human spirit. New York: Little, Brown and Company*

*Kitchin, R. (2014). The data revolution: Big data, open data, data infrastructures and their .consequences. London: SAGE Publications*

*Kurzweil, R. (2005). The singularity is near: When humans transcend biology. New York: .Viking Penguin*

*Latour, B. (2017). Facing Gaia: Eight lectures on the new climatic regime. Cambridge: Polity .Press*

*Levy, F., & Murnane, R. J. (2022). The new division of labor: Computers and the future of .work. Princeton, NJ: Princeton University Press*

*Lopez, R. (2021). The sociology of algorithms: A review of the literature. Annual Review of .Sociology, 47(1), 189–211*

*Mac Namee, B., Cunningham, P., Byrne, S., & Corrigan, O. I. (2018). Predictive policing: The role of crime forecasting in law enforcement. European Journal of Operational Research, .1020–1010 ,(3)266*

*Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). Big data: A revolution that will transform how .we live, work, and think. London: John Murray*

*McFarland, D. A., & McFarland, M. R. (2015). The digital humanities and the computational .turn in the social sciences. Sociological Methodology, 45(1), 1–22*

*.Mitchell, T. M. (1997). Machine learning. New York: McGraw-Hill Education*

*Molnar, A., & Looney, C. (2022). AI in the courtroom: The challenge of algorithmic bias in .criminal sentencing. Harvard Law & Policy Review, 16(2), 327–360*

*Nadimpalli, M. (2023). Artificial intelligence and the criminal justice system: A .comprehensive review. Crime Science, 12(1), 1–14*

*Nissenbaum, H. (2010). Privacy in context: Technology, policy, and the integrity of social .life. Stanford, CA: Stanford University Press*

*Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an .algorithm used to manage the health of populations. Science, 366(6464), 447–453*

*O'Neil, C. (2020). Limitations of predictive policing: An evidence-based review. Criminology .Public Policy, 19(1), 197–211 &*

*Raj, M. (2022). AI and the transformation of social science research. Nature Computational .Science, 2(1), 1–3*

*Rieder, B., & Simon, J. (2020). Machine learning and the future of social research. .Information Society, 36(3), 145–157*

*Schüll, N. D. (2012). Addiction by design: Machine gambling in Las Vegas. Princeton, NJ: .Princeton University Press*

*Shore, D. (2024). The digital humanities: An introduction to computational methods in the .humanities. Cambridge: Cambridge University Press*

*Sperling, J. (2021). Predictive policing, AI, and algorithmic harm. Sociology Compass, 15(1), .e12850*

*Stanford AI Index Report. (2024). Artificial intelligence index report 2024. Stanford, CA: .Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (HAI)*

*Taddeo, M., & Floridi, L. (2018). Regulate artificial intelligence to avert cyber arms race. .Nature, 556(7701), 296–298*

*Tufekci, Z. (2017). Twitter and tear gas: The power and fragility of networked protest. New .Haven, CT: Yale University Press*

*UNESCO. (2021). Recommendation on the ethics of artificial intelligence. Paris: UNESCO .Publishing*

*Veale, M., & Binns, R. (2017). Fairer machine learning algorithms. Communications of the .ACM, 60(12), 19–21*

*Vollmer, F., & Neil, M. (2020). Predictive justice: Algorithmic risk assessment in criminal .justice. Crime, Media, Culture, 16(2), 231–252*

*. Winner, L. (1980). Do artifacts have politics? Daedalus, 109(1), 121–136*

*Yarger, L., et al. (2022). Algorithmic prediction in criminal justice: A field experiment on .fairness and recidivism. Proceedings of the ACM FAccT, 2022, 120–134*

*Zarsky, T. Z. (2016). The trouble with algorithmic decisions: An analytical road map to examine efficiency and fairness in automated and obscured decision making. Science, .Technology & Human Values, 41(1), 118–132*

*Zuboff, S. (2015). Big other: Surveillance capitalism and the prospects of an information .civilization. Journal of Information Technology, 30(1), 75–89*

*.Alpaydin, E. (2020). Introduction to machine learning (4th ed.). Cambridge, MA: MIT Press*

*Bostrom, N. (2014). Superintelligence: Paths, dangers, strategies. Oxford: Oxford University .Press*

*Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). The second machine age: Work, progress, and .prosperity in a time of brilliant technologies. New York: W. W. Norton*

*Copeland, B. J., & Proudfoot, D. (2020). Artificial intelligence: A philosophical introduction. .Oxford: Blackwell Publishing*

*Domingos, P. (2015). The master algorithm: How the quest for the ultimate learning machine .will remake our world. New York: Basic Books*

*Friedman, B., & Nissenbaum, H. (1996). Bias in computer systems. ACM Transactions on .Information Systems, 14(3), 330–347*

*Hayles, N. K. (1999). How we became posthuman: Virtual bodies in cybernetics, literature, .and informatics. Chicago: University of Chicago Press*

*Latour, B. (2005). Reassembling the social: An introduction to actor-network-theory. Oxford: .Oxford University Press*

*Liao, S., et al. (2024). A survey on prompt engineering for large language models. arXiv .preprint arXiv:2402.07940*

*Marcus, G., & Davis, E. (2019). Rebooting AI: Building artificial intelligence we can trust. .New York: Pantheon Books*

*Mayer-Schönberger, V., & Ramge, T. (2018). Reinventing capitalism in the age of big data. .New York: Basic Books*

*McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. AI Magazine, .14–12 ,(4)27*

*Merton, R. K. (1972). Insiders and outsiders: A chapter in the sociology of knowledge. .American Journal of Sociology, 78(1), 9–47*

*Patton, D. U., et al. (2019). Predictive policing and the social construction of deviance: A computational social science perspective. Journal of Research in Crime and Delinquency, .270–235 ,(2)56*

*Ridenour, L. A. (2019). Machine bias and the social sciences: Critical perspectives on AI .ethics. Annual Review of Sociology, 45(1), 1–22*

*Sahami, M., et al. (2024). Generative AI in education: A pedagogical framework. Computers .Education, 213, 104–125 &*

*Selbst, A. D., & Powles, J. (2017). Meaningful information and the right to explanation. .International Data Privacy Law, 7(4), 233–242*

*Sweeney, L. (2013). Discrimination in online ad delivery. Communications of the ACM, .54–44 ,(5)56*

*Tutton, R., & Prainsack, B. (2011). Special issue on entrusting biological materials to .institutions. New Genetics and Society, 30(3), 237–254*

*Vinuesa, R., et al. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable .Development Goals. Nature Communications, 11(1), 233*

*Wall, D. S. (2007). Cybercrime: The transformation of crime in the information age. .Cambridge: Polity Press*

*Weizenbaum, J. (1976). Computer power and human reason: From judgment to calculation. .San Francisco: W. H. Freeman*

*. Whittlestone, R., et al. (2020). AI ethics: A societal framework. AI & Society, 35(1), 1–14*