ARTICLE INFO
Article history:
Received 07 June, 2023
Accepted 20 June, 2023
Published 22 July, 2023

الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة: مفاهيم تقنية أساسية وتحديات أخلاقية ومجتمعية

محمد سالم علي المصراتي [1]
[1]جامعة فازا، فنلندا
moel@uwasa.fi[1]

review paper

1. المقدمـة

منذ البدايات الأولى للنهضة الحديثة المرتبطة بتوليد الكهرباء والأجهزة الحاسوبية الأولى والانسان يتطلع الى بناء أجهزة يمكن أن تضاهي ذكاءه ويمكنها أن تقوم مقامه في التحليل والاستنباط واستخلاص المعلومات وحتى في أخذ القرارات المناسبة وبشكل آلي. ولعلنا نلمس هذا الطموح في روايات وقصص الخيال العلمي منذ أكثر من 100 عام وكذلك في بعض أفلام الخيال العلمي القديمة والحديثة. وبعد القفزات الهائلة في اختراع الحواسيب الأولى ثم اشباه الموصلات وما تبعها من الدوائر المتكاملة الأولى والتي نتج عنها أول حواسيب صغيرة الحجم نسبيا وذات قدرات حسابية تفوق آلاف المرات الحواسيب التي كانت تعمل بالصمامات أو الترانزستورات المفككة صار الإنسان يعتقد بأن هذا الحلم صار قاب قوسين أو أدني. وكانت المشكلة الأساسية أنه لم يكن من الواضح كيف يعمل الدماغ البشري وكيف يمكننا أن نبني استنتاجات واستدلالات ونستخلص معلومات من بيانات قد تكون مشوهة أو غير كاملة أو بيانات مفبركة أو منحازة. هذا دفع بالعلماء وعلى مدار عقود طويلة للاعتكاف لدراسة الذكاء البشري وحتى ذكاء الكائنات الحية الأقل ذكاء من البشر وكذلك محاولات فهم سر الإدراك عند البشر. هذه الدراسات ذهبت في مسارات مختلفة فهناك من كان يسبر غور الدماغ وآلية عمله والخلايا العصبية ودورها في الفهم والإدراك وهناك من ذهب في مسار بعيد عن التركيب البيولوجي للدماغ وحاول أن يبني منطق التفكير البشري وارتباطها باللغة ومصطلحات واستدلالات اللغة وكيفية استخلاص معلومات منها وغيرها. وللأسف كانت نتائج كل المسارات محدودة ولم ترض الطموح البشري في بناء آلة قادرة على مضاهاة البشر في التفكير والاستدلال. في سنة 1950 وضع آلان تيرنغ اختبار لتقييم أداء الذكاء الاصطناعي يعرف باختبار تيرنغ Turing test وهو يعتمد على أن شخص يقوم بالتخاطب مع آلة مزودة بالذكاء الاصطناعي وفي الوقت مع إنسان آخر ويكون بينهم حجاب بحيث لا يعرف الآلة من الانسان، أي يكون بينهم حاجز ويكون التخاطب عن طريق الكتابة بلوحة المفاتيح و الإجابة تكتب على شاشة الحاسوب. يمكن للشخص المقيم أن يسأل ما شاء في موضوع معين وأن يحاول أن يخدع من يتحدث معهم. إذا عجز المقيم عن تمييز الذكاء الاصطناعي من الإنسان فنقول أن خوارزمية الذكاء الاصطناعي قد نجحت في التقييم. بالرغم من التفاؤل الكبير في تطوير آلة تضاهي وتتفوق على القدرات البشرية وذلك بعد تطور الكبير في تصنيع الشرائح الالكترونية المتكاملة وبداية عصر الحواسيب الشخصية في السبعينيات والثمانينات من القرن الماضي إلا أنه للأسف ظل التطور في مجال الذكاء الاصطناعي محدود في مجالات ضيقة جدا على الأقل مقارنة بالطموح الأول. لم تتمكن أي خوارزمية للذكاء الاصطناعي من النجاح في اختبار تيرنغ حتى العام 2014، أي لمدة 65 سنة من المحاولات. وكان نجاحها محدودا على النقاش في مستوى طفل. أما النجاح الأكبر فيمكننا أن نقول أنه قد تحقق في العام 2023 بعد تطوير ما يسمى ChatGPT والذي وصل الى درجات غير مسبوقة من التفاعل العقلي بدرجة تكاد تصل الى الابداع الواعي. يمكننا حصر محدودية النجاح في تطوير الذكاء الاصطناعي خلال الفترة من الاربعينيات ولمدة تزيد على سبعين سنة في ثلاثة أمور أساسية:

1. المسار الذي كان يريد محاكاة الذكاء البشري اصطدم بمعضلة وهي أننا حتى اليوم لا نفهم بشكل كامل آليات عمل العقل البشري. بالرغم من أننا نعرف الان

التركيب البيولوجي للدماغ وآليات عمل الخلايا العصبية وكيفية حفظ المعلومات، ولكن ماهية الادراك والتنسيق والتزامن العجيب ما بين مئات مليارات التشابكات العصبية لا تزال حتى اليوم من مجالات البحث العلمي والفلسفي. ولكن على كل حال نجحنا عبر فهم تركيب الدماغ وطريقة تواصل الخلايا العصبية في محاكاتها فيما يعرف اليوم بالشبكات العصبية الاصطناعية والتعليم العميق والذي يشكل أحد أعمدة الذكاء الاصطناعي الحديث كما سوف يتم التوسع فيه لاحقا.

2. المسار الذي كان يعتمد على تركيب منطق استدلالي لتمثيل الواقع ونمذجته حتى يسهل التعاطي معه وفقا لخوارزميات الذكاء الاصطناعي واجهته مشكلة وهي ان الواقع يوجد به عدد كبير جدا من الاحداث وكذلك درجة عالية من عدم اليقين uncertainty مما يصعب أو يستحيل تمثيل كل حالة على حدى. هذا المسار حقق نجاحات لا بأس بها عندما يتعلق الامر للعمل في بيئة محددة ويمكن تمثيلها بالكامل بشكل يقيني. على سبيل المثال لبناء ذكاء اصطناعي يلعب لعبة الشطرنج نجد أن البيئة معرفة ومحددة بالكامل ولا يوجد بها عدم يقين فرقعة الشطرنج تتكون من 64 مربع ولدينا قطع الشطرنج ولكل منها له حركة محددة. وبالتالي اللاعب الخصم لديه عدد محدود (وإن كان كبير جدا) من استراتيجيات اللعب. وبالتالي يمكن وضع نظام منطقي يلعب الشطرنج ويستعمل طرق البحث لإيجاد أفضل نقلة ممكنة. يقوم نظام الذكاء الاصطناعي بالبحث في عدد نقلات مستقبلية ثم يقرر أي نقلة يمكنها أن تزيد احتمالية فوزه. يستحيل حصر كل خطوات لعبة الشطرنج من البداية وحتى النهاية لاختيار أفضل استراتيجية لعب متكاملة لان العدد سيكون ضخم جدا وهو اكثر بكثير من عدد حبات الرمل على الكرة الأرضية. بمعنى آخر بالرغم من أن رقعة الشطرنج محددة وواضحة ولا يوجد بها عدم يقين باستثناء النقلة التي سوف يختارها الخصم ومع ذلك فإن هناك الكثير من التحديات التقنية لبناء لاعب آلي يستطيع التغلب على لاعب ماهر من البشر ولم يتسنى ذلك إلا في عام 1997 عندما تمكن حاسوب ضخم من تصميم IBM من هزيمة بطل العالم في الشطرنج. كان بإمكان هذا الحاسوب البحث عن أفضل نقلة بسرعة تصل الى 200 مليون نقلة في الثانية. لعب بطل العالم مع هذا الحاسوب 6 مرات فاز بطل العالم في مرة واحدة وفاز الحاسوب في مرتين وانسحاب في 3 مرات. أعتبر هذا التاريخ إنجاز عظيم للبشرية حيث تتمكن آلة ولأول مرة في هزيمة إنسان في لعبة عقلية استراتيجية. مع أن هناك من لا يعتبر استعمال عملية البحث الاعمى للوصول الى أفضل نقلة أنها من ضمن الذكاء الاصطناعي، يمكن اعتبارها إحدى الأدوات، ولكنها ليست ذكاء بالمعنى الدقيق. من جهة تخيل أننا نريد بناء ذكاء اصطناعي لسيارة تسير بشكل آلي وبدون سائق بشري، التحديات التقنية ستكون أكبر بكثير لوجود درجة من عدم اليقين في الطريق، أي عدد لا محدود من الاحداث الممكنة في الطريق. على سبيل قد تتفاجأ بسيارة تقابلك بشكل معاكس أو فيل ينام في وسط الطريق السريع في الهند مثلا، او زيت مسكوب على الطريق بسبب حادث سير، أو ان السيارة ذاتها تحدث بها اعطال تقنية أن تفقد السيطرة عليها أو يحدث عطل في إحدى المتحسسات فتعطي قراءة خاطئة لمنظومة التحكم والقيادة في السيارة وغيرها مما لا يمكن حصره من الاحداث. فكيف سيتعامل الذكاء الاصطناعي مع احداث لا نتمكن من حصرها وتحديدها له؟ نحن البشر عندما نقود سيارة في داخل المدينة ثم نتفاجأ مثلا بكرة قدم تأتي أمام السيارة فربما نأخذ الحذر ونتوقع أن يظهر امامنا طفل يجري من خلف الكرة، كيف سنلقن مثل هذه الحالات الشاذة لخوارزميات الذكاء الاصطناعي؟

3. من أسباب محدودية النجاح في الذكاء الاصطناعي في الماضي شح البيانات وعدم كفاءة منظومات الاتصالات في توصيل هذه البيانات وعدم توفر وسائل تخزين ومعالجة ومحدودية قدرات الحوسبة في

الأجهزة التجارية وعدم كفاءتها مقارنة مع استهلاكها للطاقة.

الأمور بدأت في التغير منذ بدايات العقد الثاني في الألفية الثانية حيث حدث تطور متسارع وعلى ثلاثة محاور وبشكل متوازي. المحور الأول هو زيادة القدرات الحسابية للمعالجات مع كفاءة عالية جدا في استهلاك الطاقة بحيث أصبح من الممكن اجراء الكثير من الحسابات المعقدة ومعالجة الإشارات في المتحسسات او الهواتف المحمولة وبدون اهدار كبير للطاقة المحدودة في هذه الاجهزة. المحور الثاني هو مجال الاتصالات وبالذات اللاسلكية وبدايات دخول الجيل الرابع لشبكات المحمول والذي يوفر سرعات اتصال عالي جدا للبيانات وفي بزمن تأخير قليل نسبيا وبوثوقيه عالية. هذا فتح أبواب نقل البيانات بين الأجهزة من أي مكان وفي أي وقت واسس لاستعمال الخوادم أو ما يعرف بالتطبيقات السحابية cloud applications. والمحور الثالث هو إعادة التفكير او بمعنى آخر إعادة صياغة وبشكل عملي في كيفية بناء نظم تدعم الذكاء الاصطناعي. فعوضا عن محاولة بناء منظومة تحاكي بدقة عمل الدماغ البشري بشكل حرفي والذي لانزال بعيدين عن فهمه بشكل كامل وعوضا عن محاولة بناء منظومة تعتمد فقط على المنطق لبناء نماذج رياضية تتعامل مع البيئة المحيطة صار التوجه أننا كيف نتعلم من البيانات المتاحة وبشكل هائل في بناء نماذج رياضية او وصفية وهو ما يسمى بتعليم الآلة. بمعنى استعمال الكم الهائل وغير المسبوق في تاريخ البشرية من البيانات والتي وفرتها شبكات الاتصالات وسهولة معالجتها وتخزينها سواء محليا في الأجهزة أو على السحاب أو ما يسمى بالحوسبة والتخزين السحابي Cloud Storage and Computing ثم نستخلص معلومات من هذه البيانات الهائلة والتي تكون مدخل لخوارزميات أعلى من طبقات الذكاء الاصطناعي لأخذ القرارات المناسبة. وفر تطور الذكاء الاصطناعي وإمكانيات تعليم الآلة Machine Learning عدد يصعب حصره من النظم والخدمات الجديدة وبدأ بالفعل في تغيير دفة الكثير من العلوم التطبيقية والصناعية وحتى فيما يتعلق بالإنسان وصحته أو نظمه الاجتماعية الى اتجاهات جديدة وأفاق غير مسبوقة في التاريخ البشري. ولكن بالرغم من المستقبل المشرق التي قد توفرها هذه التقنيات إلا إنها لا تخلوا كذلك من السلبيات والتحديات. هناك الكثير من المقالات والبرامج التي تعرضت لهذه الإمكانيات والتحديات في مجالات الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة بعضها يلامس الواقع وبعضها لا يخلو من الخيال العلمي. موضوع الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة صار واقعا في حياتنا شئنا أم ابينا وفي الواقع نحن لا نزال في الخطوات الأولى من هذه التقنية وتطبيقاتها. الذكاء الاصطناعي بميلاده الجديد في العقد الثاني من الألفية الثانية لا يزال يحبو في مراحله الأولى. نحن في بداية عصر تكنولوجي ستتغير فيه كثير من الأمور ليس فقط طريقة حياتنا التي اعتدناها بل حتى مفاهيم كثيرة قد تنقلب عند بعض الناس رأسا على عقب. معرفة أسس هذه التقنية ليست من الرفاهية المعرفية، بل صارت ضرورة ينبغي لكل شخص أن يعرف على الأقل أسسها العلمية. فكما في الدين هناك ما يجب معرفته بالضرورة للمسلم مثلا، فهذه التقنية صارت مما يجب معرفته بالضرورة على الأقل من اسسه التي يقوم عليها. في هذا التقرير أو المقالة المطولة سوف نركز على هذا الموضوع من الجانب التقني وهذا سوف يزيل الكثير من اللبس أو الخيال المصاحب وسوف يعرض الموضوع على حقيقته بدون مبالغة وتهويل ولا تقليل من قيمته. قد نتعرض في تقرير تفصيلي آخر الى أسس تقنية ChatGPT وتحديتها وكيفية الاستفادة منها وتحجيم مخاطرها.

في الفصل التالي من هذا التقرير سوف سنتعرض أساسيات الذكاء الاصطناعي وتعريف ما يسمى بالعميل الذكي وكيفية عمله وكذلك نظرة عامة استكشافية على الذكاء الاصطناعي وعلاقته بتعلم الآلة ثم في الفصل الثالث نستعرض أنواع تعلم الآلة وإمكانياتها والتطبيقات المحتملة لكل نوع وفي الفصل الرابع نستعرض أحد أهم أنواع خوارزميات تعليم الآلة وهي ما يعرف بالشبكات العصبية الاصطناعية ونعرج في الفصل الخامس وبشكل سريع على التعليم العميق Deep Learning. الفصل

السادس يناقش بعض القضايا الأخلاقية المصاحبة لتطبيقات الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة. أخيرا في الفصل السابع نضع ملخص للعلاقة ما بين أمتنا الإسلامية واجيالنا القادمة وهذه التقنيات ومقترحات أولية في كيفية التعاطي مع هذه التقنية.

2. العميل الذكي وأساسيات الذكاء الاصطناعي Intelligent Agent and Fundamentals of AI

الذكاء الاصطناعي يمكننا تعريفه بأنه المنظومة التي يمكنها معالجة البيانات الواردة اليها من بيئة معينة وتستجيب لها بشكل ربما يمكن تشبيهه بالمنطق أو الطريقة البشرية. ففي الوقت التي يمكن للحواسيب إجراء العمليات الحسابية المعقدة وبسرعات تتعدى ملايين المرات قدرات البشر ولكنها في نفس الوقت تعجز تماما عن مضاهاة القدرات البشرية في استخلاص المعلومات من بيانات ناقصة والاستجابة لأحداث غير متوقعة او في قيادة السيارة في وسط طريق مزدحمة بالسيارات والبشر وحفر في الطريق وفي نفس يتحدث في مواضيع مختلفة مع راكب آخر مثلا أو حتى في التفريق ما بين الحيوانات المتشابهة، فمن السهولة بمكان للبشر أن يعرف الفرق بين القطة والكلب مثلا كما في الشكل 1، ولكنها بالنسبة للآلة أو الحاسوب فالأمر ليس بالسهولة التي قد نظنها مهما بلغت قدرات ذلك الحاسوب. أو مثلا أن ترى صديق بعد 20 سنوات وقد تغير شكله وربما صارت له لحية وفقد شعره ومع ذلك تتعرف عليه مباشرة وربما تتعرف عليه حتى وهو يلبس الكمامة وبمجرد رؤيته ربما تتذكر الكثير من الذكريات المشتركة الإيجابية او السلبية وغيرها، كل ذلك يحدث في أجزاء من الثانية.

هذه القدرات الهائلة عند البشر بل حتى عند الحيوانات في تمييز الأنماط المختلفة وإن كانت مشوهة او غير متكاملة كانت معضلة كبيرة في كيفية تحقيقها بشكل آلي وباستعمال مستويات معقولة من الطاقة الكهربائية. الدماغ البشري يستهلك حوالي 12 وات من الطاقة فقط، وفي إحدى التجارب والتي أنجزت في حدود عام 2008 تم استعمال حاسوب ضخم supercomputer يحتوي على قرابة مليون معالج ويستهلك قرابة 12 مليون وات وذلك لمحاكاة ثانية واحدة فقط من عمليات الدماغ البشري فاستغرقت المحاكاة 40 دقيقة كاملة والعلماء يعتقدون أن ما تم محاكاته هو فقط 1% من قدرات الدماغ الحقيقية. في الفصل القادم سوف نتحدث وبشكل أكثر تفصيلا عن الاسباب الهائلة لقدرات الدماغ سواء البشري أو حتى الجهاز العصبي للحشرات.

العميل الذكي Intelligent Agent يستطيع الحصول على بيانات من البيئة التي يعمل بها ثم يعالج هذه البيانات ثم يعطي استجابة تؤثر في هذه البيئة بشكل ما ثم يتحصل على البيانات من جديد وهكذا كما هو مبين بالشكل 2.

شكل رقم (1): من السهل علينا أن نتعرف على القط من الكلب في هذه الصورة، ولكنها ليست بتلك السهولة على أنظمة التعرف الحاسوبي التقليدي.

البيانات الواردة عن حالة البيئة المحيطة والتي يتفاعل معها العميل الذكي يتم قياسها بواسطة متحسسات Sensors (حرارية، صوتية، ضوئية أو غيرها) او كاميرا رقمية او رادار او جي بي أس GPS أو حتى لوحة المفاتيح أو غيرها الكثير من أدوات قياس حقيقية أو قد تكون افتراضية في عالم افتراضي virtual world كأن يكون عالم تخيلي على الشاشة كما في الألعاب. هذه البيانات يتم تزويدها للعميل الذكي والتي من المعتاد تكون غير متكاملة او متحيزة او مشوشة، فيستخدمها ليستخلص منها معلومات عن حالة البيئة المحيطة ثم يقارنها بالهدف الذي يريد الوصول اليه. من الفرق بين حالة البيئة الحالية والهدف الذي يسعى العميل الآلي للموصول اليه والتي يتم تحديدها بواسطة معايير محددة يتم اختيار أفضل استجابة ممكنة للوصول الى الهدف، هذه الاستجابة تكون من ضمن استراتيجية عمل العميل الذكي. وحتى نوضح فكرة العميل الذكي نأخذ بعض الأمثلة العملية. الشكل 3 يعطينا مثال بسيط وهو في حالة البيئة المحددة والتي ليس بها عشوائية او عدم يقين وهي رقعة الشطرنج. الرقعة محددة وعليها قطع محددة وكل قطع مسموح لها بتحركات معينة وفقا لقوانيين اللعبة. الشكل يوضح بشكل رمزي الكاميرا وذراع التحريك للقطع، ولكن في الحقيقة يمكن أن يكون كل شي في العالم الافتراضي مثل لعبة الشطرنج قد تكون على شاشة هاتفك الجوال او حاسوبك ولكن المبدأ واحد. العميل الذكي يتعرف على حركة اللاعب الخصم ثم يستعمل خوارزميات

شكل رقم (2): العميل الذكي وتفاعله مع المحيط.

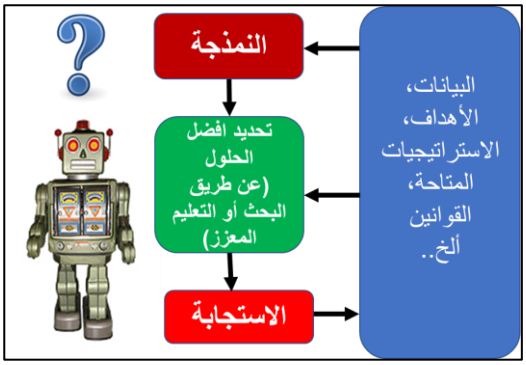
شكل رقم (3): العميل الآلي الذكي يلعب الشطرنج

مختلفة قد تكون معتمدة على البحث لإيجاد افضل نقلة للوصول إلى الهدف وهو الفوز باللعبة وقد تكون معتمدة على التعليم الكثيف والمعزز او ما يعرف ب Reinforcement Learning كما سوف نبين لاحقا.

مثال آخر أكثر تعقيدا من مثال لاعب الشطرنج وهو مثال سيارة الأجرة (التاكسي) ذاتية الحركة (أي دون سائق بشري). في هذه الحالة العميل أو السائق الآلي ينبغي أن يتعامل مع بيئة ديناميكية بها الكثير من عدم اليقين والعشوائية ولهذا فإن المعلومات التي يحتاجها حول حالة الطريق معلومات كثيرة، منها معلومات لحظية وكذلك حدسية أو متوقعة. على سبيل المثال لا الحصر من المتحسسات المهمة: الجي بي أس GPS لتحديد المكان اللحظي للسيارة وكذلك جهاز الملاحة لتحديد المسار الى نقطة الوصول، يحتاج كذلك الى كاميرات في كل الاتجاهات ومن ضمنها الأرضية لتحديد خطوط المسار ويحتاج الى رادار لقياس المسافة مع السيارات التي امامه والتي خلفه وكذلك سرعاتها، يحتاج ميكروفون لسماع أي أصوات غريبة في الخارج او للتواصل مع الركاب، ويحتاج الى متحسسات لحالة السيارة ومحركها واذا كان هناك أي خلل. هذه المتحسسات او مداخل البيانات للعميل الذكي، فما هي المخارج او الاستجابات؟ طبعا يجب أن تتضمن أدوات التحكم مثل إمكانية تحريك المقود وجهاز التسارع للوصول الى السرعة المطلوبة وجهاز المكابح وإمكانية التحكم في المصابيح ومصابيح الإشارة وتشغيل المنبه في حالة الخطر وغيرها. الان ماهي أهداف السائق الآلي؟ طبعا على رأس الأهداف يأتي توصيل الركاب الى مبتغاهم بشكل آمن وفي وقت مناسب وعدم تشكيل أي خطر على من هم في الطريق من مشاة او سيارات أخرى او دراجات هوائية او نارية وغيرها وعدم اتلاف الأملاك العامة واتباع قوانيين المرور وآداب القيادة وتقليل استهلاك الطاقة او الوقود وغيرها من الأهداف. وأخيرا ما هي طبيعة البيئة التي يتوقعها السائق الآلي؟ هذه البيئة تحوي عدد كبير جدا من الأشياء مثل طرق السيارة والجسور، طرق لقطع الطريق الخاص بالمشاة، رصيف المشاة، رصيف الدراجات الهوائية، سيارات او درجات في الطريق، التقاطعات الضوئية، علامات المرور، حوادث سير في الطريق، حفر فجائية او مطبات، اشخاص يجتازون في أي وقت ومن أي مكان بشكل غير قانوني، سائقون سيئون او متهورون، شاحنات ضخمة في أماكن غير مناسبة لهم، طرق مقفلة بشكل فجائي للصيانة او غيرها. هذه بعض من الحالات التي قد تكون في بيئة السائق الآلي. السائق البشري يمكنه التعامل وبشكل تلقائي مع كل هذه الظروف، سواء كانت اعتيادية أو غير متوقعة ولكن الامر به تحدي تقني كبير عندما نريد استبدال السائق البشري بآخر آلي.

يمكننا تلخيص طريقة عمل العميل الذكي في ثلاث خطوات، الأولى نمذجة العملية والتي يمكن ان تكون خليط من النماذج الرياضية والوصفية والاحصائية ثم آلية لإيجاد أفضل الاستجابات الممكنة مع اعتبار عامل الزمن والتعقيد. على سبيل المثال إذا واجه السائق الآلي حدث فجائي في الطريق ويحتاج الى اتخاذ استجابة في زمن لا يتجاوز نصف ثانية، عندها لا توجد لدينا رفاهية البحث عن أفضل الحلول والتي قد تحتاج الى دقائق واحيانا الى ساعات طويلة من البحث على المعالج الرقمي، بل يجب اتخاذ الاستجابة المناسبة في خلال الزمن المتاح وهو نصف ثانية فقط. الشكل 4 يبين لنا بشكل مبسط جدا الخطوات التي ينبغي للعميل الذكي أن يتخذها للوصول الى حل مناسب وليس بالضرورة أن يكون فقط الحل الأمثل. أغلب الحالات العملية عند نمذجتها نتحصل على خوارزميات تسمى NP Complex وتعني أن تعقيد البحث (أي الزمن الذي يحتاجه

المعالج الرقمي)حتى نصل إلى الحل الأمثل optimum solution يتزايد بشكل لا يمكن تمثيله بأي درجة من المعادلات متعددة الحدود Polynomials . على سبيل المثال لو كان لدينا مكنسة كهربائية ذاتية العمل ومزودة بكاميرات وأجهزة تحسس وذكاء اصطناعي للتحرك والتنظيف الآلي في البيت. لو فرضنا أن في البيت 3 غرف وكل غرفة لها موضع معين في البيت ومساحة محددة والهدف هو أن ينجز العميل الذكي عملية التنظيف باستهلاك اقل طاقة كهربائية ممكنة. فلو فرضنا أن المعالج الرقمي سيبحث عن المسار الأفضل وكيف يبدأ في الغرف وكيف سيجمع الاوساخ في كل غرفة. فوجدنا أن إيجاد الحل الأمثل أخذ زمن مقداره نصف ثانية على المعالج الرقمي الذي يستعمله العميل الآلي الذكي. ثم لو وضعنا هذه المكنسة الكهربائية الآلية في بيت به 6 غرف مثلا فسنلاحظ أن الزمن الذي ستحتاجه لإيجاد المسار الأمثل سيقفز من نصف ثانية الى ساعتين من البحث مثلا! يعني بمضاعفة عدد الغرف تضاعفت الحسابات المطلوبة والزمن لإنجازها أكثر من 14 ألف مرة. ثم إذا أردنا أن نوجد المسار الأمثل مثلا في فندق كبير به 50 غرفة فسنجد أن الزمن الذي يحتاجه العالج الرقمي لإيجاد المسار الأمثل سيقفز مثلا الى 10 آلاف سنة. وبالتالي مثل هذا التزايد الرهيب والسريع جدا والذي لا يمكن حده بمعادلة متعددة الحدود تسمى



شكل رقم (4): خطوات عمل العميل الآلي الذكي.

بمشكلة NP. ولهذا فإننا في جل تطبيقات الذكاء الاصطناعي نستعمل خوارزميات لإيجاد حلول مناسبة وفعالة ومرضية بدلا عن الحلول المثلى والتي قد يستحيل الوصول اليها في زمن معقول.

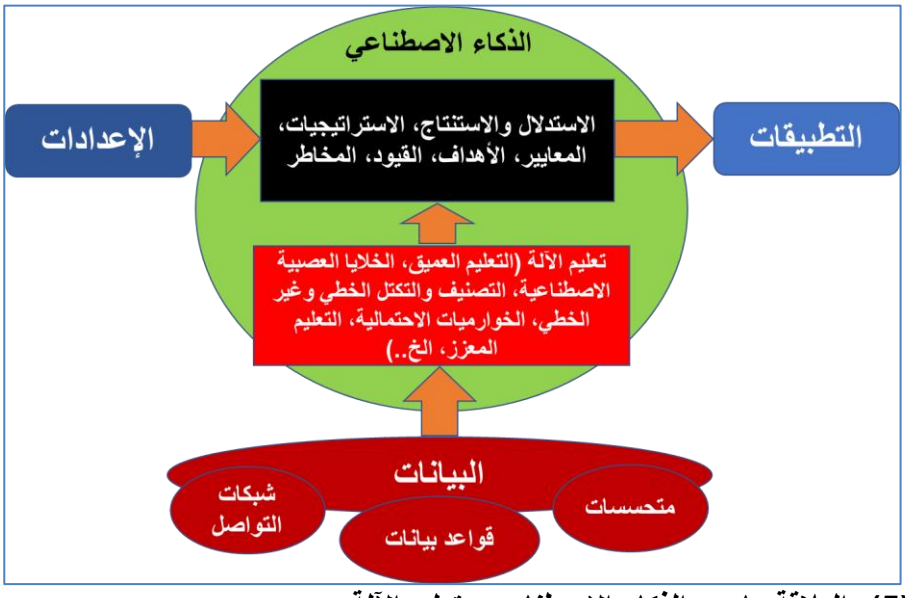
ربما لاحظت في الشكل 2 انه قد يكون هناك عملاء اذكياء آخرون يتشاركون مع بعضهم بشكل تنافسي في ذات البيئة. هناك الكثير من التطبيقات الذكية التي قد يتنافس فيها عملاء اذكياء آليون على سبيل المثال اذا قامت شركة بإنشاء محل لبيع تجزئة على الانترنت ووضعت عميل آلي ذكي لإدارة السوق ووضع الأسعار والتعامل مع الزبائن وقامت شركة أخرى بإنشاء سوق آخر لبيع بضاعة مشابهة وكلا السوقين موجهين الى ذات الزبائن او الى نفس الرقعة الجغرافية. الان كيف سيعمل كل عميل ذكي في إدارة السوق من حيث وضع الأسعار وهامش الربح وخدمات ما بعد البيع وذلك لاستقطاب أكبر عدد ممكن من الزبائن. رفع الأسعار يزيد من هامش الربح إذا تم البيع ولكنه سيقلل من عدد الزبائن والذين وقد يذهبون للشراء من السوق الالكتروني الآخر. تخفيض هامش الربح بشكل كبير يؤدي الى زيادة الزبائن ولكنه يقلل من الأرباح. هناك استراتيجيات أخرى مثل تخفيض جودة المنتجات المعروضة من اجل خفض الاسعار دون خفض الأرباح، ولكن هذا قد يؤدي الى فقدان السمعة وثقة الزبائن. إيجاد الاستراتيجيات المناسبة تسمى بنقاط اتزان ناش Nash Equilibrium وهي تتبع ما يسمى بنظرية اللعبة Game Theory. نظرية اللعبة تعتبر مهمة جدا في عالم الاذكاء الاصطناعي وبالذات عندما يتعلق الامر باتخاذ قرارات في وجود بيئة تنافسية. توجد تطبيقات أخرى حيث أن العملاء الآليون يفضلون التعاون على التنافس كما في السيارات ذاتية الحركة. فلو تخيلنا في المستقبل أن غالبية السيارات في الطريق سوف يقودها الذكاء

الاصطناعي عندها ربما كل العملاء الآليون سيتبادلون معلومات الطريق وربما يساعد بعضهم بعضا، فمثلا إذا كان سائق آلي لديه راكب مستعجل ليلحق المطار مثلا يساعده الآخرون في افساح الطريق أو تحذير بعضهم لوجود حادث او طريق مغلق فجأة او غيرها. أو تخيل سيارة ذاتية الحركة تبحث عن وسط المدينة المزدحم عن مكان موقف سيارات مجاني. فترسل إشارة بذلك فتستجيب لها سيارة بقيادة آلية أخرى بأنها سوف تغادر مكانها بعد 5 دقائق وترسل لها عنوان المكان بالضبط. وبالتالي سوف تتذكر هذه السيارة المعروف من تلك السيارة وتقوم كذلك بمساعدتها إذا مرت بظرف مشابه في البحث عن موقف للسيارات. هذا النوع من التعاون يسمى باللعبة التعاونية Cooperative Game Theory. وهذه ليست من الخيال العلمي بل توجد خوارزميات تعمل في تطبيقات مشابهة.

تعليم الآلة Machine Learning من جهة أخرى يعبر عن إمكانية استخلاص معلومات من البيانات المتوفرة. وتعليم الآلة يتعامل مع البيانات كبيانات بغض النظر عما تمثله. مثلا لو كان من ضمن هذه البيانات الرقم 60 فربما يعني درجة حرارة المحرك وربما عمر أو وزن شخص وربما مصاريفك من محل البقالة. كلها مجرد ارقام وتتعامل معها الآلة كأرقام ومن يعطيها معنى هو التطبيق ومن طبقه أو من يفسر النتائج المتحصل عليها. وبالتالي سنجد خوارزمية تعليم الآلة هي نفسها يمكن أن تستخدم في تطبيقات كثيرة ومختلفة جذريا. بعض المهتمين بمواضيع الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة أو التعليم العميق قد يشكل عليه الفرق أو العلاقة بينها. في الحقيقة التعليم العميق Deep Learning ماهو إلا نوع من خوارزميات تعليم الآلة. وتعليم الآلة بشكل عام يقع تحت مظلة الذكاء الاصطناعي كما هو مبين بالشكل 5. أما تفاصيل أنواع تعليم الآلة والتعليم العميق فسيكون موضوع الفصل القادم.

3. تعليم الآلة وانواعها وتطبيقاتها Machine Learning Algorithms and Applications

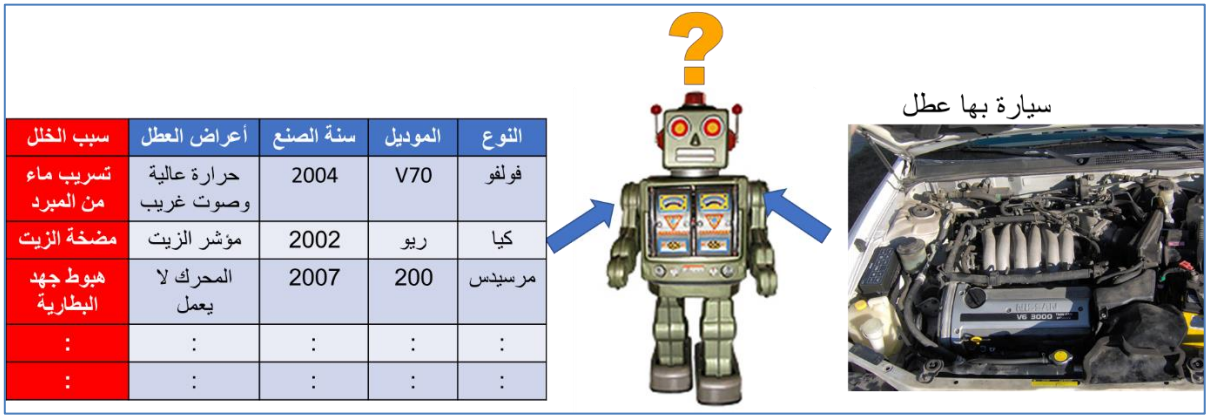
ت كما أشرنا في الفصل الماضي فتعليم الآلة يعتمد على مبدأ إيجاد العلاقات أو النمذجة بالاعتماد على البيانات. تعليم الآلة يعتمد نجاحه بشكل كبير على توفر كم هائل من البيانات



شكل رقم (5): العلاقة ما بين الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة.

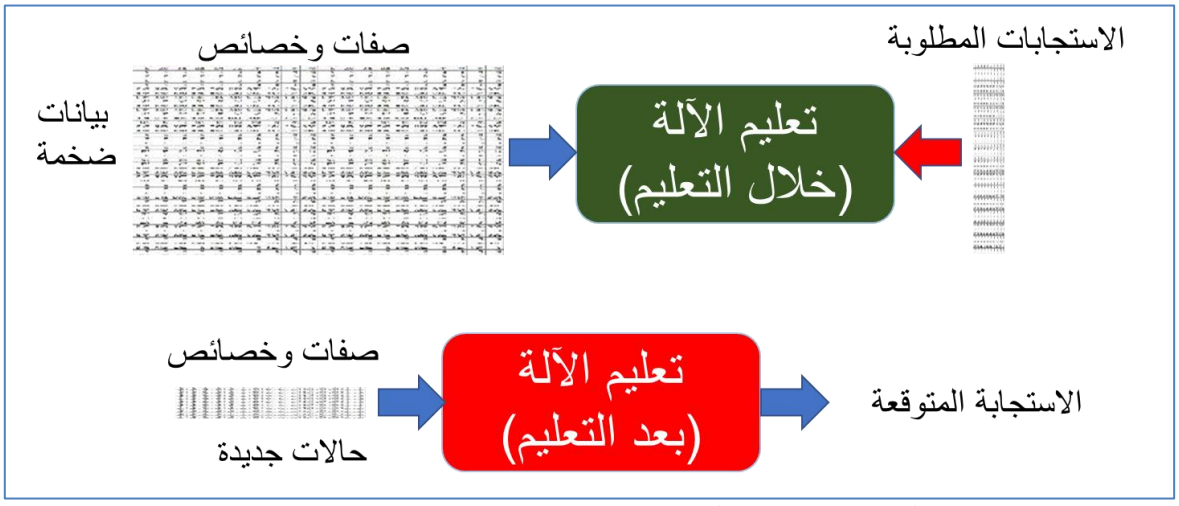
المختلفة. فلنفترض على سبيل المثال أننا نريد إنشاء منظومة ذكية لورشة تصليح سيارات تتمكن من الكشف السريع على أعطال السيارات القديمة نسبيا وغير المجهزة بمنظومات الكشف الذاتي. قامت المؤسسة التي تدير هذه الورشة بتجميع آلاف الحالات السابقة والمتوفرة في قواعد بياناتها وقامت بتعليمها لخوارزمية تعليم الآلة.

نقوم في تعليم الآلة بعرض كل الحالات السابقة التي توجد لدينا في قواعد البيانات على خوارزمية لغة الآلة كمداخل مثل نوع السيارة وعدد الاميال والموديل والسنة وكذلك أعراض العطل التي بسببه أتت السيارة الى ورشة الصيانة ثم نقوم بتلقين (تعليم) الخوارزمية ماذا كان العطل في تلك السيارة وهو ما يسمى بالمخرج المطلوب (desired output). هذه الخبرة المتراكمة في أوراق الصيانة في الورشة او في قواعد البيانات وربما لعشرات السنيين ولآلاف السيارات والحالات قمنا الآن بتعليمها كلها لخوارزمية تعليم الآلة. الآن بعد عملية التعليم والتي سوف نتعرض لها بشي من التفصيل لاحقا، يتم عرض حالة جديدة وهي سيارة بها عوارض عطل معين. نقوم بإدخال بيانات السيارة مثل الموديل والسنة وكل المعلومات الموجودة حول السيارة ثم نقوم كذلك بإدخال أعراض العطل في السيارة. عندها خوارزمية تعليم الآلة والتي تعلمت آلاف الحالات السابقة سوف تقوم باقتراح أكبر احتمال ممكن لسبب العطل ولو كانت الخوارزمية موصولة بالعميل الذكي والذي بدوره يتحكم في ذراع آلية يمكنها أن تكشف على



النوع	الموديل	سنة الصنع	أعراض العطل	سبب الخلل
فولفو	V70	2004	حرارة عالية وصوت غريب	تسريب ماء من المبرد
كيا	ريو	2002	مؤشر الزيت	مضخة الزيت
مرسيدس	200	2007	المحرك لا يعمل	هبوط جهد البطارية
:	:	:	:	:
:	:	:	:	:

شكل رقم (6): الورشة الذكية لكشف اعطال السيارات.



شكل رقم (7): تعليم الآلة خلال وبعد عملية التعليم.

العطل الذي اقترحته خوارزمية تعليم الآلة بشكل آلي وبدون تدخل بشري. فإذا كان هذا الاقتراح الذي أعطته خوارزمية تعليم الآلة صحيحا فهذا جيد. ولكن لو لم يكن الاقتراح صحيحا فعندها العميل الذكي سيطلب من خوارزمية تعليم الآلة أن تعطيه السبب الممكن الثاني حسب الاحتمالات. وهكذا تستمر هذه العملية حتى يتم إيجاد السبب الحقيقي المسبب للعطل. وعندها يتم تحديث خوارزمية تعليم الآلة بالمعلومة الجديدة من حيث البيانات وسبب العطل. وبالتالي سنجد خبرة هذه الورشة الذكية دائما في ازدياد وتحسن. نفس المفهوم يمكننا تعميمه في استعمال تعليم الآلة في التعلم من البيانات على تطبيقات أخرى لا حصر لها، على سبيل المثال الطبيب الذكي لتشخيص الامراض، اكتشاف الرسائل الالكترونية الخطرة او الدعائية، تشخيص حالة الاسواق وفرص الاستثمار أو المخاطرة، المعاملات البنكية وتصنيف الزبائن، تطوير الادوية، توقعات الطلب سواء على الطاقة او منتج معين حتى يمكن إيجاد النسب المثلى للإنتاج وغيرها كثير. الشكل 7 يوضح لنا بشكل عام كيفية تعليم الآلة من البيانات بغض النظر عن التطبيقات.

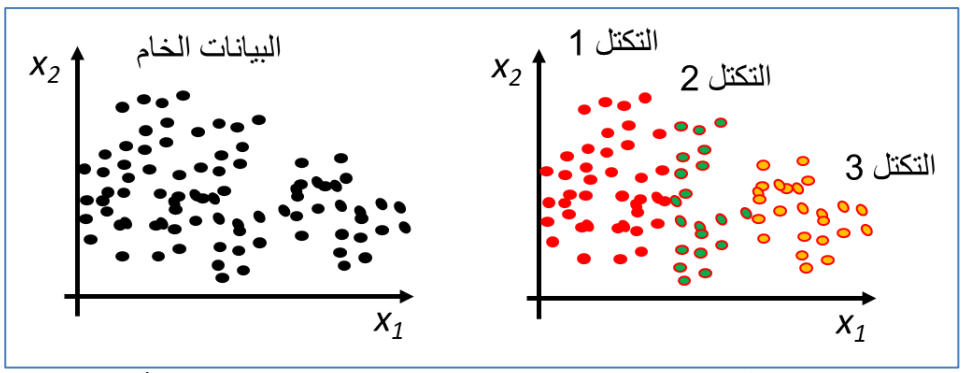
المثال السابق لتعليم الآلة يسمى بالتعليم التلقيني أو التعليم تحت الاشراف (Supervised Learning) والسبب كما هو واضح أننا نستخدم بيانات سابقة عرفنا فيها الاستجابة الحقيقية. مثلا لو ذهبت الى شركة الكهرباء التي تبيع الكهرباء في مدينتك ستجد لديهم قائمة بمعدلات استهلاك الكهرباء في المدينة لكل السنوات الماضية وقد تجد معلومات أخرى مثلا درجات الحرارة والطقس والاحداث التي كانت مثلا كأس العالم لكرة القدم وسهر الناس على المباريات وكيفية انعكاس ذلك على زيادة الطلب على الطاقة. المهم أن هذه الاحداث الماضية يمكننا تعليمها بالتعليم التلقيني لتعليم الآلة والتي يمكننا استعمالها لاحقا في التنبؤ بالطلب ويمكن استعمال الخطأ ما بين التنبؤ والواقع بعد ظهوره في تطوير وتحسين أداء خوارزمية تعليم الآلة. التعليم التلقيني في تعليم الآلة ينقسم الى نوعين وهما التعليم الرقمي Regression والتعليم التصنيفي Classification. التعليم الرقمي هو عندما تكون الاستجابة المطلوبة عبارة عن ارقام حقيقية مثل استهلاك الطاقة بالكيلووات أو درجة الحرارة المتوقعة وغيرها. أما التعليم التصنيفي فهو عندما تكون الاستجابة عبارة عن تصنيف أو تبويب معين. على سبيل المثال نوعية العطل المحتمل في السيارة ليست رقم، بل صنف، على سبيل المثال العطل A يعني خلل في النضيدة، العطل B يعني العطل في مضخة البنزين، العطل C يعني العطل نقص سائل التبريد في مبرد السيارة وهكذا. نفس الحالة تقابلنا في تحديد مكان الأعطال في شبكة الكهرباء بناء على قياسات وأعراض معينة بالشبكة. أو مثلا هل الايميل مهم او يمكن تصنيفه كخردة بدون أهمية. أو هل الوضع الأمني مستقر أو ينبغي أخذ الحذر وفقا للمعلومات المتوفرة. كل هذه الحالات يكون التعليم التلقيني مبني فيها على التعليم التصنيفي Classification. ليست كل البيانات المتوفرة تكون الاستجابة فيها معروفة تماما أو غير كاملة أو غير موثوق فيها، أي متحيزة أو مفبركة بحيث لا ينبغي استعمالها. في مثل هذه الحالات لا نستطيع استعمال التعليم التلقيني للبيانات لأن الاستجابة غير معروفة فكيف سنجري تعليم الآلة؟ في مثل هذه الحالات نستعمل نوع من التعليم يعرف بالتعليم غير التلقيني Learning Unsupervised. يعتمد هذا النوع من التعليم على البحث عن البيانات التي يوجد بينها تشابه قد يكون تشابها عميقا يصعب ملاحظته بدون خوارزميات رياضية دقيقة لاكتشاف هذا الترابط ثم يقوم بتشكيلها في عناقيد وتجمعات كل على حدى أو ما يعرف Clustering. ويمكن

دراسة كل تكتل ومعرفة ماهي الخصائص المجتمعة فيه ويمكن للعميل الآلي الذكي او عالم البيانات Data Scientist أن يستنتج ويستخرج معلومات جديدة ربما تكون غير معروفة سابقا. على سبيل المثال لو كان لدينا عدد ضخم من البيانات لمرضى في المستشفيات ثم استعملنا كل الخصائص والصفات الموجودة في تلك البيانات في عملية تعليم غير تلقيني وقامت الخوارزميات بتشكيل عناقيد وتكتلات للمرضى وفقا لتلك البيانات. وبعد دراسة إحدى التكتلات وجدنا أن الشي المشترك فيها أن غالبية المرضى يعانون من نفس المرض ثم وجدنا أنهم مشتركون في أنهم مدخنون وأن غالبيتهم من طبقة اجتماعية معينة أو من سكان مدينة معينة في البلد وعندها يمكن للبحاث استعمال هذه المعلومات الجديدة في وضع تفسيرات منطقية وربما تؤدي الى إيجاد حلول لتقليص نسب ذلك المرض مثلا. الشكل 8 يبين لنا بيانات ذات بعدين، أي تتمثل بصفتين فقط وذلك قبل اجراء التعليم غير التلقيني ثم بعد إتمام التعليم غير التلقيني. طبعا عندما نتحدث عن بيانات في بعدين او ثلاثة يمكن بسهولة ملاحظة البيانات المتشابهة خصوصا عند استعمال المسافة الإقليدية البسيطة، ولكن تخيل لو أن لديك بيانات تتكون من عشرات أو مئات الصفات.

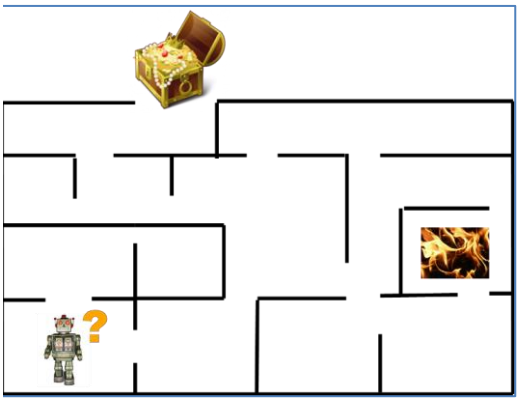
من الحالات الممكنة كذلك ما يسمى بالتعليم نصف التلقيني وهو في الحالات التي يوجد لدينا الوسم Label لعدد قليل من البيانات والبقية بدون استجابة معروفة. أو إذا كنا نعلم مسبقا التوزيع العشوائي للبيانات وعدد التكتلات فيها فيمكننا استعمال أي معلومات متوفرة لإنجاز عملية تعليم الآلة وفي هذه الحالة تسمى بالنصف أو التعليم شبه التلقيني.

الحالة الأخيرة لخوارزميات تعليم الالة والتي سوف نستعرضها هنا هي في حالة عدم وجود بيانات او في حالة رغبتنا في حث الآلة أن تتعلم بدون تلقين أي إجابة، أي أننا نريد من الخوارزمية أن تبدع في إيجاد إجابة قد لا تخطر على بال الإنسان الذي برمجها. هذه تسمى بالتعليم المعزز Reinforcement Learning. في هذا النوع من التعليم ليس لدينا استجابة مثالية نعلمها للخوارزمية، ولكن لدينا ناقد يخبر الخوارزمية إذا ما كانت المحاولة جيدة أو فاشلة، ولكن من دون أن يعطيه الإجابة. لكي نقرب المعنى للتصور الذهني تخيل معي أنه لدينا روبوت ألي مزود بكاميرات ومحركات تمكنه من الحركة في أي أتجاه ووضعنا هذا الروبوت في متاهة كما هو مبين في الشكل 9.

فلنفترض أن الروبوت لم يتم تزويده بأي معلومات عن المتاهة. ولا نعلمه كيف من المفترض عليه أن يعمل لكي يخرج من المتاهة. كل ما نعلمه هو أننا كل فترة زمنية محددة ننظر الي موضعه في المتاهة، فإذا وجدناه محشور في أي مكان غير



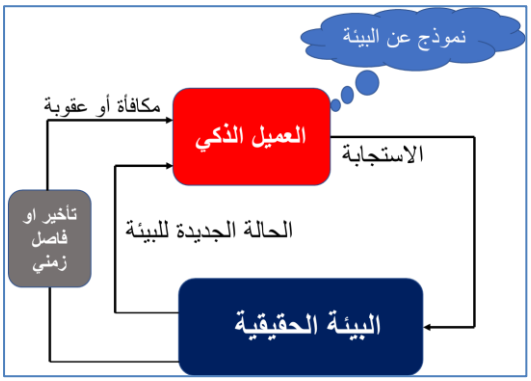
شكل رقم (8): التعليم غير التلقيني بتجميع البيانات المترابطة.



شكل رقم (9): التعليم المعزز ومعضلة المتاهة.

مكان الكنز (المخرج) نعاقبه بإعطائه درجة صفر او درجة سلبية (إذا دخل الى مكان محظور مثل النار التي في الشكل). من الناحية العملية هذه يمكن إنجازها بوضع كود QR في كل غرفة يدخل اليها يقوم بقراءتها بواسطة الكاميرا، هذا الكود يكون إيجابي فقط عند المخرج او الغرفة المطلوبة. وهكذا نستمر في نقده، وكل ما يتحصل على عقاب فهو سوف يطور من خوارزميته ليبحث عن خطة او سياسة جديدة ليتبعها ولكن بدون تدخل منا نحن البشر. وعندما يصل الى المخرج والكنز نكافئه بدرجة إيجابية فيعرف أنه حقق المطلوب. ثم نعيده في مكان آخر من المتاهة ونعيد العملية كلها من جديد. بعد مئات أو آلاف التجارب سوف يطور هذا الروبوت من أساليب خاصة به للخروج من المتاحة وسوف نلاحظ انه كلما رأى متاهات مختلفة كلما أصبح أكثر خبرة ويحتاج الى وقت أقل للخروج من متاهات حتى لم يكن قد مر بها من قبل. بمعنى آخر أصبح الروبوت يطور خبرته الخاصة به وليس عن طريق تجارب البشر التي نستعملها في التعليم التلقيني. مثال آخر يوضح لنا الفرق بين التعليم المعزز والتعليم التلقيني. تخيل أننا قمنا بتعليم خوارزمية تعليم الآلة طرق لعب أفضل اللاعبين البشر للعبة الشطرنج. يوجد كتب كثيرة تحتوي على مئات آلاف النقلات لقطع الشطرنج للاعبين كبار. بعد التعليم يصبح العميل الذكي ماهر في لعبة الشطرنج، ولكن مهارته مستنبطة من آلاف الأمثلة التي تم تعليمها له. وبالتالي قدراته ستكون محصورة بقدرات البشر الذين تم استعمال خبرتهم في تعليم الخوارزمية. من جانب آخر وبشكل مختلف في التعليم المعزز فإننا لا نستعمل أي خبرات تعليمية سابقة، فقط نجعل الخوارزمية تستكشف وحدها النقلات وكلما تخسر تتحصل على عقوبة بدرجة سلبية وكلما فازت في نهاية اللعبة تتحصل على مكافأة بدرجة إيجابية وهكذا يتم توليف معاملات الخوارزمية التعليمية وتبني قدراتها وخبرتها الذاتية في الاستجابة. من أهم عيوب التعليم المعزز أنه يحتاج الى عدد كبير جدا من المحاولات حتى يبني خبرة يمكن الاعتماد عليها. على سبيل المثال في لعبة الشطرنج يمكن أن نصمم بالتعليم المعزز عميلين ذكيين يلاعبان بعضهما البعض لملايين المرات حتى يصبحا خبراء في اللعب. أو يمكن استعمال خليط ما بين التعليم التلقيني ومع التعليم المعزز للحصول على نتائج ممتازة في وقت محدد كما تم ذلك في الشات جي بي تي ChatGPT كما سوف نستعرضها بالتفصيل في الجزء الثاني. الشكل 10 يبين لنا الفكرة التي تبنى عليها التعليم المعزز.

يدور عمل التعليم المعزز بين الاستكشاف Exploration والاستغلال Exploitation. بمعنى لو العميل الذكي كان في بيئة لا يعلم عنها شي

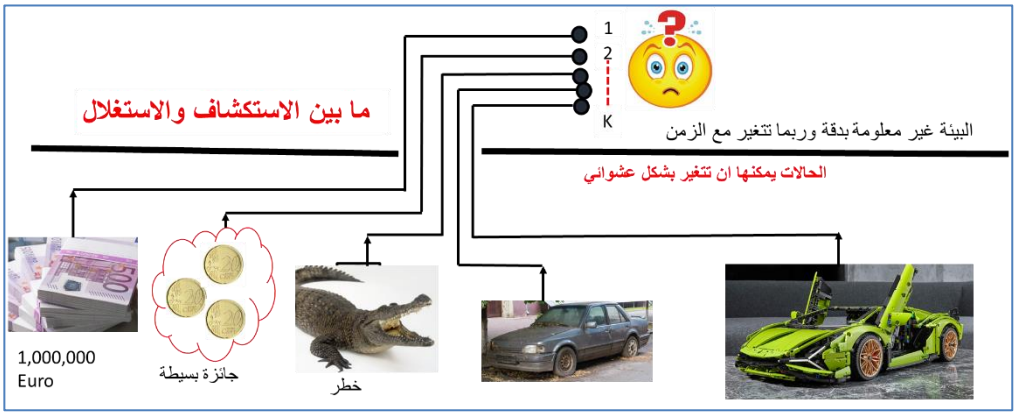


شكل رقم (10): التعليم المعزز.

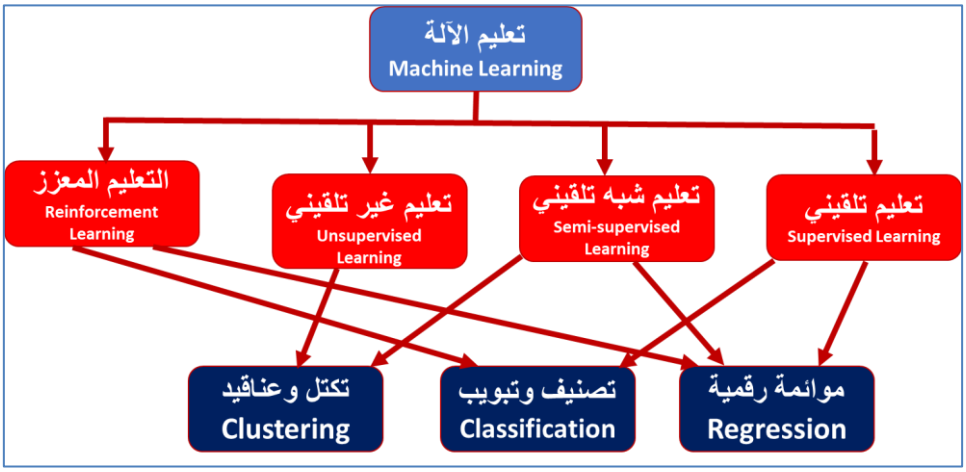
فيحتاج في البداية أن يستكشف البيئة وذلك باتخاذ خطوات عشوائية ويقوم بتقييم تلك الخطوات بحسب النتيجة سواء بالتوبيخ أو الاستحسان (النقد) والذي سوف يأتيه ولو بعد زمن، على سبيل المقال سوف يحصل على النقد في لعبة الشطرنج بعد انتهاءها سواء فاز او خسر. يعني لا معنى لتوبيخ أو مكافأة بسبب نقلة او حتى عدة نقلات لقطع الشطرنج. المهم هو هل سيفوز او سيخسر اللعبة. فاذا أدت الخطوات الاستكشافية الى مكافأة (الفوز) فيمكن البداية في استغلال تلك السياسة او الخطة مع محاولات إيجاد حلول أفضل. أي أن الخوارزمية دائما تعمل ما بين الاستكشاف والاستغلال. الشكل 11 يمثل لنا مثالا بسيطا جدا لشرح عمل التعليم المعزز.

في هذا المثال نفترض عميل آلي ذكي يلعب في لعبة تتكون من خطوة واحدة فقط. وهي تعتمد على اختيار واحد من عدد K من المفاتيح أو الخيارات. أي مفتاح يضغطه يتحصل مباشرة على المكافأة أو العقوبة. درجة المكافأة أو العقوبة تختلف بحسب المفتاح الذي يتم ضغطه. نعتبر هنا أن العميل الذكي في البداية لا يعلم ماذا سيكون خلف كل مفتاح ولهذا فهو يبدأ بمرحلة الاستكشاف. فلو كانت نتيجة المفتاح الذي ضغطه نتيجة سلبية فهو سوف يتجنب ذلك المفتاح في المستقبل. ولو كانت إيجابية فهو بين أمرين إما أن يستغل معرفته بهذه النتيجة بحيث يلعب كل مرة بضغط ذات المفتاح ليحصل على ذات المكافأة او يعود الى الاستكشاف ومحاولة العثور على قيمة إيجابية أو مكافأة أكبر. في الواقع يمكن أن تكون مثل هذه اللعبة البسيطة أكثر تعقيدا عندما تكون نتائج المفاتيح متغيرة وغير يقينية. بمعنى أنه إذا تحصل على نتيجة إيجابية من ضغط مفتاح معين فلربما نتيجة ذات المفتاح تكون سلبية في وقت آخر. وبالتالي سيكون من مهام العميل الذكي بناء نموذج احصائي للعشوائية التي يلاحظها بالتغيرات لما وراء المفاتيح من نتائج وذلك بمساعدة نظرية الاحتمالات. يمكن عندها بناء توزيع احتمالي دقيق يمكن العميل الآلي من التخمين الدقيق الى حد ما لما سوف يتحصل عليه خلف كل مفتاح ولكنه سوف يحتاج إلى عدد كبير من المحاولات الاستكشافية للوصول الى هذا النموذج. توجد العديد من الخوارزميات الناجحة لنمذجة وعمل التعليم المعزز ويعتبر أحد الاعمدة الأساسية في نجاح الثورة الأخيرة في نظم الذكاء الاصطناعي والمعروفة بالشات جي بي تي ChatGPT.

المعادلات والخوارزميات الرياضية التي تبنى عليها كل أنواع الذكاء الاصطناعي تعتبر من الرياضيات التطبيقية والاحصائية متوسطة التعقيد. كل هذه المعادلات والخوارزميات ليست جديدة في ذاتها وقوة التطبيقات الحديثة نابعة من التدفق الهائل



شكل رقم (11): مثال بسيط عن مفهوم عمل التعليم المعزز.



شكل رقم (12): تصنيف خوارزميات تعليم الآلة.

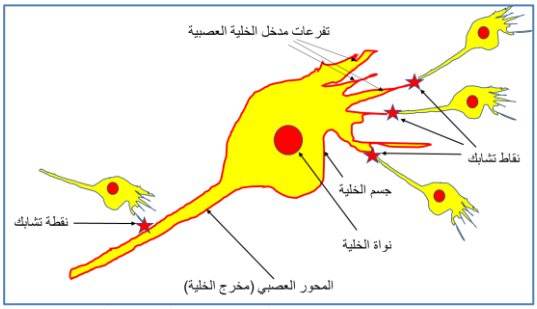
للبيانات والتقدم المذهل في الاتصالات اللاسلكية والمعالجات الحاسوبية ذات الكفاءة الهائلة. الشكل 12 يبين لنا بشكل مبسط أنواع خوارزميات تعليم الآلة. في هذه المقالة المختصرة سوف نستعرض أحد خوارزميات الذكاء الاصطناعي وهي من فئة خوارزميات ما يسمى بالصندوق الأسود Black Box Learning وتعرف بالشبكات العصبية الاصطناعية كما سوف نبين في الفصل القادم.

4. الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks

الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks تعتبر واحدة من أكبر القفزات التكنولوجية في مجال الذكاء الاصطناعي ولهذا سوف نكتفي بعرضها كمثال على خوارزميات تعليم الآلة. الشبكات العصبية الاصطناعية مستلهمة من الشبكات العصبية الحيوية سواء عند الانسان أو الكائنات الحية من الحيوانات وحتى الحشرات. محاولات النمذجة الرياضية للخلايا العصبية بدأت منذ بدايات القرن العشرين وتم وضع العديد من النماذج والتي لا تزال مستعملة الى يومنا هذا. ولكن أول تمثيل رياضي ناجح للشبكات العصبية الاصطناعية ذات الطبقات المتعددة مع أمكانية تعليمها فقد نشرت في العام 1986 وهي المعروفة بالشبكات العصبية الاصطناعية ذات الطبقات المتعددة وبالتعليم عن طريق خوارزمية الانتشار الراجع Multi-Layer Artificial Neural Networks with Backpropagation Learning Algorithm.

ولكي نقدم تصور شامل للشبكات العصبية الاصطناعية فلنبدأ بعرض الشبكات العصبية البيولوجية. يتكون الدماغ البشري على سبيل المثال من حوالي 100 مليار خلية العصبية، وكل خلية عصبية موصولة بعدد من ألف الى أكثر من 10 آلاف خلية عصبية أخرى عن طريق ما يعرف بنقاط التشابك العصبي Synapsis. وهذا يجعل من الدماغ البشري شبكة عظيمة جدا من الخلايا ونقاط التشابك العصبي فيما بينها. كل خلية عصبية تتكون من جسم الخلية والذي يحوي نواة الخلية ثم مخرج الخلية عن المحور العصبي Axon وتفرعات كثيرة على جسم الخلية Dendrites تتواصل به الخلايا الأخرى عير نقاط التشابك العصبي. مخرج الخلية يتوصل عن طريق المحور العصبي والذي يتفرع بدوره ليتواصل مع خلايا أخرى عن طريق نقاط التشابك العصبي كما هو مبين بالشكل 13.

السؤال الذي يطرح نفسه هو أين تتم عمليات التعلم وأين يتم تخزين المعلومات في الدماغ؟ وجد العلماء أن الشي الذي يحدث له تعديل بالاستمرار في

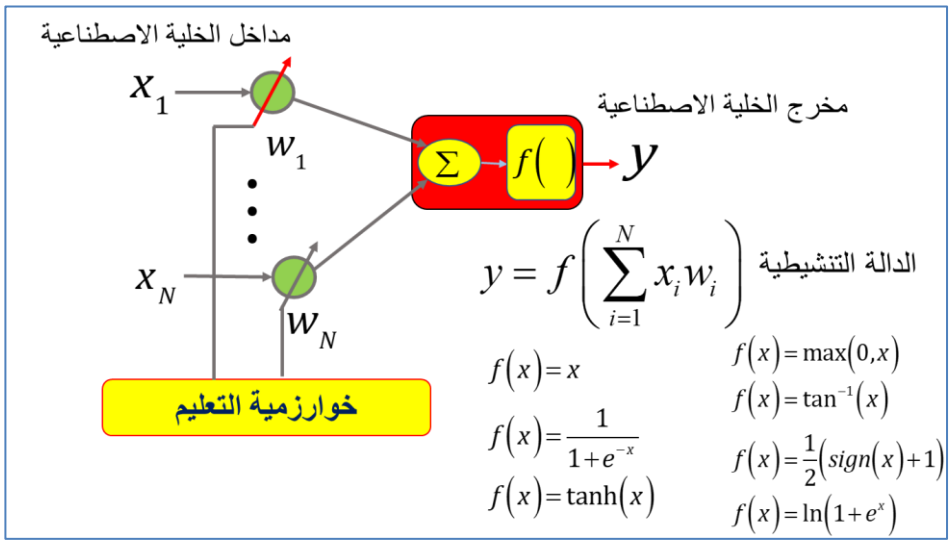


شكل رقم (13): الخلية العصبية الحية ونقاط التشابك العصبي

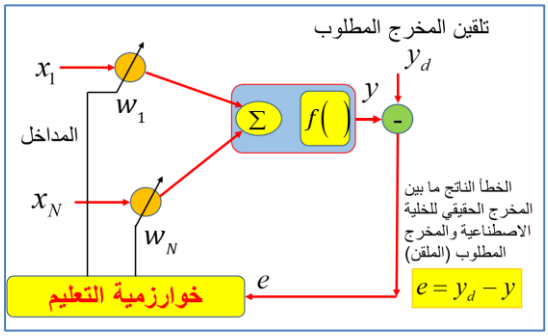
الدماغ هو نقاط التشابك العصبي Synapsis. بمعنى أنه عندما تصل إشارة من خلية عصبية الى خلية أخرى فإن نقطة التشابك العصبي يمكنها صد (منع) الإشارة او السماح لها بالمرور. هذه العملية من المنع والسماح وكأنها مفاتيح رقمية بين 1 و0 والتي تتم بشكل مستمر ما بين اكثر من 100 تريليون نقطة تشابك عصبي. وبالرغم أننا لانزال لا نفهم بوجه الدقة طريقة عمل الدماغ والاسرار التي تحملها كل خلية عصبية، ولكن الانطباع العام أن عمليات التعلم والذاكرة كلها تتم وفقا لديناميكية التغيرات والتحديثات التي تتم في نقاط التشابك العصبي. نرى في الشكل 14 تمثيل للخلية العصبية بمنطلق رياضي حيث نجد مدخل الخلية موصول عن طريق موازنات أو أوزان weights تعمل عمل نقاط التشابك العصبي ثم موصولة بمجمع يجمع كل القيم الداخلة اليه وكأنه جسم الخلية ثم يمررها للمخرج وكأنه محور الخلية Axon عن طريق الدالة التنشيطية activation function.

تم الإشارة في الشكل 14 كذلك لبعض المعادلات الرياضية المستعملة كدوال تنشيطية للخلية العصبية الاصطناعية. افترضنا في الشكل السابق أنه لدينا عدد N من المداخل وبالتالي لدينا نفس العدد من الأوزان wi. خوارزمية التعليم هي عبارة عن عملية تحديث قيم هذه الأوزان حتى تتعلم الخلية الاصطناعية المطلوب منها كما هو مبين بالشكل 15. في الحقيقة هذه الخلية الاصطناعية ماهي الا اسم مختلف، ولكنها تتشابه بشكل كبير مع المرشحات المتكيفة Adaptive Filters وهي معروفة ومستخدمة لزمن طويل جدا في الأجهزة الإلكترونية والاتصالات ونظم التحكم الآلي قبل إعادة تطبيقها ولكن من زاوية مختلفة كوحدة تعلم كما هو مبين في الشكل 15.

لتوضيح مفهوم التعليم للخلية العصبية الاصطناعية فلنأخذ هذا المثال المبسط. لنفرض أننا نريد استعمال الذكاء الاصطناعي في مراقبة والحفاظ على محول كهربائي ضخم يعمل من ضمن شبكة الكهرباء الرئيسية. نعلم جميعا أن المحولات الكهربائية غالية الثمن سواء في سعرها



شكل رقم (14): التمثيل الرياضي للخلية العصبية.



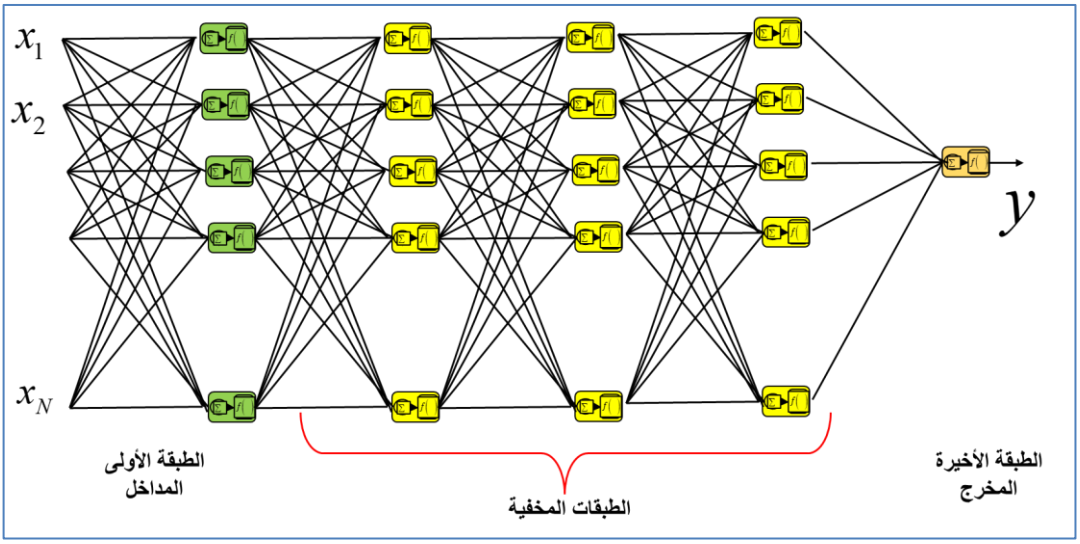
شكل رقم (15): التمثيل الرياضي للخلية العصبية.

أو صيانتها. بالإضافة الى ذلك فإن حدوث خلل كبير بها قد يؤدي الى مشاكل أخرى في الشبكة الكهربائية. في هذا المثال نفترض أن لدينا عدد كبير من البيانات السابقة عن محولات كهربائية قد تعطلت فجأة أثناء العمل. نريد تجميع البيانات السابقة عن قياسات المحولات (مثلا حرارتها الداخلية، التردد، أصوات غريبة صادرة من المحول، الأحمال الموصولة بالمحول، الخ) في زمن 15 دقيقة مثلا قبل حدوث العطل. الهدف هو أن نبني منظومة ذكاء اصطناعي تستطيع التنبؤ باحتمال عطل المحول وذلك قبل 15 دقيقة على الأقل من حصوله وبالتالي يمكن المسارعة في اخذ الاحتياطات، على سبيل المثال تخفيض الحمل الكهربائي عليه أو حتى فصله عن الشبكة. كما أشرنا سابقا من ضمن هذه البيانات درجة حرارة قلب المولد، درجة حرارة الجو المحيط، الصوت الصادر من المحول، التردد في الشبكة، درجة الرطوبة في الجو، التيار المسحوب عن طريق المحول، الجهد الكهربائي، وربما غيرها من البيانات. هذه البيانات مبينة في الشكل 16 على أنها مداخل الخلية الاصطناعية x. نقوم بتجميع عدد كبير من الحالات سواء التي تعطل فيها المحول او حالات العمل الطبيعي التي لم يتعطل بها. نقوم باختيار عدد حالات التعطل وعدم التعطل بحيث تكون متقاربة في العدد من أجل التوازن في التعليم. بمعنى لو كان عندنا 200 حالة تعطل فيها المحول بعد ربع ساعة، فنقوم بأخذ حوالي 200 حالة أخرى لم يتعطل فيها المحول على الاطلاق لعدة أسابيع بعدها على الأقل. أثناء التعليم أو التلقين نصاحب البيانات التي بها عطل بمخرج تلقيني y=1 والبيانات المصاحبة للحالات السليمة بمخرج تلقيني y=−1 كما هو مبين بالجدول 1. قبل بداية عملية التلقين تقوم قيم الأوزان w ربما قيم عشوائية ليس لها معنى. الان نقوم بإدخال أو صف من البيانات وهي مصاحبة كما في الجدول لمحول سليم، مخرج الخلية الاصطناعية قد يكون أي قيمة لأنه لم يتم تعليمه بعد. نقارن مخرج الخلية بالمخرج المطلوب وهو في هذه الحالة y=1. الفرق يكون هو الخطأ ما بين ما يجب أن يكون خلال عملية التلقين وما هو الحقيقي. هذا الخطأ تستخدمه خوارزمية التعليم في إعادة ضبط جزئية بالأوزان لتقليل هذا الخطأ. ثم نقوم بإدخال الصف الثاني من البيانات. طبعا الخلية لم تتعلم كل شي حول المحول بعد. ولهذا فإن المخرج قد يكون أي قيمة، ولهذا نقارنه بما يجب عليه أن يكون وهو القيمة y=−1. الفرق مرة أخرى ندخله على خوارزمية التعليم لإعادة ضبط الاوزان. من هذه المقارنة والتعديل المستمر أتى مفهوم خوارزمية التعليم التلقيني. وهكذا نستمر بنفس النمط على كل البيانات التي اعددناها للتعليم. عندما ننتهي من كل البيانات ليس بالضرورة اننا نكون قد علمنا هذه الخلية كل شي، او بمعنى آخر ان الاوزان قد تم حسابها بشكل صحيح. ولهذا فإننا نحتاج أن نعيد التعليم مع نفس البيانات عشرات المرات (بمفهوم التكرار يعلم الشطار) حتى تتوقف الاوزان عن التغير وعندها نقول أننا قد وصلنا إلى أفضل درجة ممكنة من التعليم.

لا شك أن هذا المثال البسيط سوف يطرح عدة أسئلة، مثلا 1. كيف نتأكد من أن الخلية قد تعلمت فعلا من البيانات وأنها سوف تستطيع التنبؤ بإمكانية تعطل المحول الكهربائي قبل حدوثه؟ 2. إذا تبين أن الخلية قد فشلت في التعلم، فما هي أسباب هذا الفشل وكيف يمكننا أن نحسن من كفاءة التعليم؟ لإجابة التساؤل الأول فإننا نقوم بتقسيم البيانات إلى جزئين. الجزء الأول خاص بعملية التعليم والجزء الثاني نستعمله للتأكد والتصديق validation على مدى كفاءة التعليم. بمعنى فلنفترض أن كل البيانات المتوفرة لدينا كان 400 حالة. نقوم على سبيل المثال باستعمال 300 حالة للتعليم وبعد إتمام هذه المرحلة نقوم باختبار كفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية باختبارها على المائة حالة المتبقية والتي لم تكن جزء من عملية التعليم. إذا نجحت الخلية العصبية في التنبؤ بنسبة عالية، مثلا بنسبة 80% في اكتشاف ما سوف يتعطل من المحولات فيمكن أن نعتبر النتيجة الأولية جيدة ويمكن أن نحاول بأساليب أخرى لزيادة الكفاءة لتكون أفضل. يمكننا كذلك تغيير النسبة في البيانات ما بين التعليم والتصديق. ولكن ماذا لو فشلت الشبكة في التعلم. هذا قد يكون راجعا لعدة أسباب، نستعرض منها هنا أربعة أسباب مهمة 1. أن تعقيد العلاقة بين المداخل والمخارج المطلوبة اعقد بكثير مما توفره خلية عصبية واحدة أو حتى شبكة عصبية اصطناعية بحجم معين وهو ما يعرف بما تحت الملائمة underfitting. وبالتالي يجب أن نستعمل شبكة بعدد أكبر من الخلايا والطبقات كما هو مبين بالشكل 17. 2. أن يكون حجم الشبكة العصبية المستعملة أكبر بكثير مما يشكله تعقيد العلاقة بين المداخل والمخارج وهذا يؤدي إلى أن الشبكة

جدول (1)

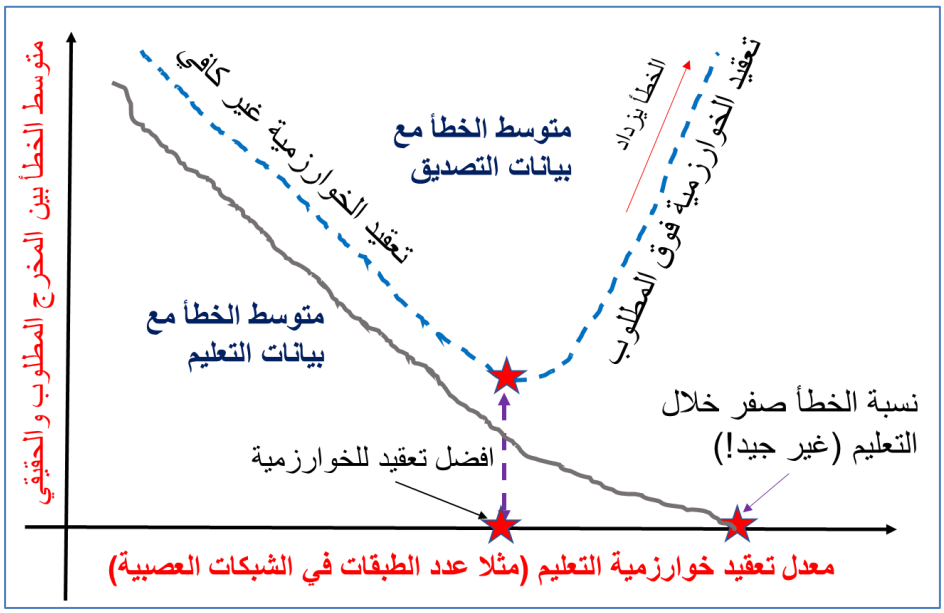
درجة حرارة الجو x_1	درجة حرارة قلب المحول x_2	التردد الوسيط لصوت المحول x_3	درجة الرطوبة x_4	التيار الكهربائي x_5	المخرج y
35	80	130	30%	100	1
28	130	180	86%	150	-1
..	..	..	..	..	..
..	..	..	..	..	..



شكل رقم (16): شبكة عصبية اصطناعية متعددة الطبقات.

العصبية تحفظ بشكل أعمى العلاقة بين المداخل والمخارج بدلا من أن تتعلمها بشكل عام او كما يعرف generalization وعند البشر نسميه فهما. يجب أن نتذكر إلى اننا نريد ان نتعلم العلاقة بين المداخل والمخارج ولا نبحث عن الحفظ الاعمى وهو ما يسمى memorization بسبب مشكلة ما فوق الملائمة overfitting. وهذه المشكلة تلاحظ في مرحلة التصديق حيث تكون نسبة الخطأ عالية جدا. يمكن عادة تخمين الحجم المناسب للشبكة العصبية المطلوبة بالتجريب وتوجد طرق جيدة للوصول الى الحجم الأمثل للشبكة العصبية الاصطناعية المناسبة. والحقيقة ليس حجم الشبكة فقط، بل حتى دوال التنشيط المستعملة لها دور مهم في ضبط إمكانيات الشبكة العصبية مع تعقيد العلاقات الخفية في البيانات. في مثال المحول هذا افترضنا أن المخرج يكون ما بين الواحد والسالب واحد [−1,1] وهذا يحتاج الى استخدام الدالة تنشيطية tanh(x). نسبة الخطأ في الجزء التجريبي من البيانات وعلاقته مع نسبة التعليم في مرحلة التعليم وكذلك مدى تعقيد خوارزمية تعليم الآلة مبينة في الشكل 17. نلاحظ أن هناك نقطة يكون فيها متوسط الخطأ اقل ما يمكن مع بيانات التصديق. هذه عادة تكون عند التعقيد الأمثل للخوارزمية. تذكر أن بيانات التصديق ينبغي أن تكون بيانات مختلفة عن التي تم استخدامها خلال عملية التعليم. هناك الكثير مما يمكن قوله في نوعية البيانات وارتباطها ببعضها وكيفية اختيار النسب وكيفية اجراء بعض التنظيف للبيانات قبل استعمالها ولكن هذا يعتبر خارج نطاق هذا التقرير العام والمبسط.

نعود لمثال المحول، الان فلنفترض أننا قمنا بعملية التعليم والتصديق بنجاح وأصبحت الشبكة العصبية الاصطناعية جاهزة للعمل في الموقع الحقيقي. سيتم عرض مداخل البيانات المطلوبة بشكل مستمر على الشبكة العصبية ونقوم بمراقبة المخرج. مدام المخرج كانت قيمته قريبة من الواحد الموجب فهذا يعني أنه لا خطر على المحول. ولكن عندما تتناقص القيمة لتقترب من الصفر فهذا مؤشر غير جيد. فإذا صارت القيمة سالبة، ولكن لاتزال قريبة من الصفر فإن معدل الخطر يزداد ولكن ليس بشكل كبير جدا. أما عندما تقترب القيمة من السالب واحد فهذا مؤشر على أن



شكل رقم (17): الموازنة بين تعقيد الخوارزمية وكفاءة التعليم.

المحول قد يعطل أو ينفجر في أي لحظة بعد 15 دقيقة وبالتالي يجب أخذ الاحتياطات الواجبة. وضح حد معين للمخرج حتى نتخذ بعده إجراء حاد كفصل المحول عن الشبكة هذا يعتمد على عوامل كثيرة منها مثلا قيمة المحول والخسائر المترتبة على فصله من الشبكة وإمكانية تقليل الاحمال بدون الفصل الكامل وغيرها من التفاصيل التي ليس مجالها في هذا المقال 3. أن يكون حجم البيانات أو جودتها او الاثنين معا غير جيد لاحتواء العلاقة بين المداخل والمخارج. حجم البيانات يجب أن يكون كبيرا بما فيه الكفاية ليحتوي كل الحالات والابعاد الممكنة للعلاقة بين المداخل والمخارج. حجم البيانات وحده في الواقع مهم ولكن غير كافي، بل جودة البيانات كذلك لا تقل أهمية عن حجمها. ونقصد بجودة البيانات أن لا تكون مرتبطة خطيا أو متشابهة بقدر كبير بحيث لا تعطي ابعاد مختلفة في العلاقة وكذلك لا تكون بيانات منحازة أو خاطئة سواء بشكل مقصود (مفبركة) او غير مقصود. ولنتذكر دائما أن تعليم الآلة يعتمد بشكل أساسي على البيانات وبالتالي فالبيانات سيئة الجودة ستعطي نماذج تعليمية سيئة. 4. ألا تكون هناك صفات مهمة جدا غير موجودة من ضمن المداخل. تخيل على سبيل المثال أنه في حالة المحول الكهربائي كانت عدد سنوات عمل المحول هي من المداخل المهمة جدا في تقييم وثوقيه المحول. ومع ذلك فهذه المعلومة لم يتم اضافتها خلال عملية التعليم. بالتالي فإن كفاءة الذكاء الاصطناعي ستكون محدودة بسبب هذا النقص في المعلومة. قد تعمل بشكل مقبول، ولكنها ستعمل بشكل أفضل كثيرا من حيث الدقة والكفاءة إذا أضيفت لها المعلومات الناقصة. المشكلة انه في كثير من الأحيان لا نعلم ما هي الصفات الناقصة والتي تغطي كل ابعاد العلاقة في البيانات.

الشبكة العصبية متعددة الطبقات والمبينة بالشكل 16 تعتبر واحدة من أهم اشكال خوارزميات تعليم الآلة الموجودة اليوم. الخطوط المبينة بين الخلايا العصبية الاصطناعية هي عبارة عن الأوزان التي تقوم خوارزمية التعليم بتعديلها ليتحقق التعليم ما بين بيانات المدخل والمخرج أثناء عملية التلقين. تستطيع هذه البنية الرياضية تعلم أكثر العلاقات تعقيدا والتي يصعب تمثيلها بالنماذج الرياضية التقليدية ويمكننا زيادة قدرات هذه الشبكة بزيادة عدد الخلايا فيها وكذلك زيادة عدد الطبقات المخفية وهي التي تقع ما بين طبقتي المدخل والمخرج للشبكة. ولكن علينا دائما الحذر من زيادة الطبقات المخفية لثلاثة اسباب على الأقل، أولا زيادة الطبقات قد يؤدي الى مشكلة ما فوق الملائمة overfitting بالتالي عوضا عن تعلم العلاقات في البيانات يؤدي حجم الشبكة الكبير إلى حفظ البيانات بشكل أعمى مع ضجيجها المصاحب دون تعلم العلاقة. ثانيا زيادة الطبقات المخفية يصاحبه تعقيد في عملية التعليم وهو ما يعرف بالحشر في نقاط قصوى محلية غير جيدة وعندها يتوقف تحديث الاوزان بدون الوصول الى تعليم مقبول للشبكة. ثالثا فإن الشبكات الكبيرة ستكون عدد الاوزان بها كبير جدا وهذا يتطلب إجراء حسابات كثيرة اثناء عملية التعليم والتي ربما يصعب إجراءها بالحواسيب الشخصية في وقت معقول. الشبكات العصبية الاصطناعية تسمى بالصناديق السوداء لأننا لا نهتم بكيفية ولا شكل المعادلات التي تنتجها لتؤدي عملها. المهم عندنا انها تستطيع تمثيل وتعلم العلاقة بين المداخل والمخارج المطلوبة للبيانات. حقيقة أن الشبكات العصبية الاصطناعية خصوصا ذات الطبقات المتعددة هي صناديق سوداء يجعلها غير مرغوبة كثيرا في التطبيقات الحيوية المهمة، مثلا أن تتحكم في أداء محطة نووية أو أن تكون المتحكم الرئيسي في القائد الآلي للطائرة. أما تطبيقاتها الأخرى التي

لا يترتب عليها منظومة تحكم حيوية فهي أكثر من أن تحصى. من عيوب الشكل القياسي الأصلي للشبكات العصبية المبينة بالشكل 16 أنها لا تأخذ في الاعتبار الترابط بين المداخل المختلفة، بمعنى أنها تعتبر كل مدخل مستقل عن الاخر. في بيانات المحولات التي تحدثنا عنها في المثال سابق، فإننا نعتبر كل محول مستقل عن المحولات الأخرى. في هذا المثال او امثلة مشابهة أخرى كأن يكون المداخل هم المرضى في المستشفيات أو الأعطال السابقة في شبكات الكهرباء فإن افتراض الاستقلالية مقبول. ولكن تخيل أن المداخل الان هي حروف كتابة يدوية ونريد أن نعلم خوارزمية الالة كيف تتعرف على الحروف الابجدية لشخص يكتب بيده وتحوله الى نص مطبوع. اعتبار كل حرف هو مستقل تماما على ما هو بعده ما قبله يعتبر فيه إخلال في النمذجة وستكون نسبة الخطأ عالية. ففي كل لغة توزيع احتمالي لترابط الحروف مع بعضها وينبغي اخذها في عين الاعتبار اثناء التعليم او الاسترجاع. نفس الملاحظة عند بناء خوارزميات للتعرف على الكلام، حيث من الخطأ اعتبار الحروف او الكلمات مستقلة عن بعضها. كذلك في تطبيقات فهم النص المكتوب، نحتاج إلى النظر الى الجمل ككل بدلا عن الكلمات في ذاتها. بل نحتاج الى التخمين عن الكلمة الأكثر أهمية في الجملة والتي تدور حولها بقية الكلمات. في مثل هذه التطبيقات نحتاج أن يكون لدينا وحدة ذاكرة تحتفظ بالمداخل وحتى المخارج لعدة دورات تعليمية.

5. التعليم العميق Deep Learning

التعليم العميق أحدث نقلة كبرى في خوارزميات تعليم الآلة وأوجد عن طريقها آلاف التطبيقات وفي مختلف المجالات مثل التمييز في الصور والقدرة على معرفة الوجوه وتمييز الكلام وتطبيقات التنبؤ بالأسواق بل ويعتبر من المكونات الأساسية في تطبيقات الدردشة الذكية مثل ما يعرف ChatGPT. التعليم العميق في الواقع ما هو الا تطوير للشبكات العصبية متعددة الطوابق. حيث تقوم كل طبقة بتحليل جزء من العلاقات في البيانات. ولتوضيح هذا الامر دعونا نفترض أننا نريد بناء شبكة عصبية متعددة الطوابق لتعليمها ان تفرق بين الكلاب والقطط والبرتقال والتفاح والموز في نفس الوقت. الصور التي سوف نعرضها يتكون كل منها من 1 ميغا بيكسل. وللتبسيط فإن الصور هي غير ملونة، وبالتالي فلدينا مليون مدخل، مدخل واحد لكل بكسل. فلنفرض أننا استعملنا 5 طبقات مخفية وفي كل طبقة لدينا 1000 خلية عصبية اصطناعية وفي المدخل لدينا 100 خلية عصبية. في المخرج سيكون لدينا خمسة خلايا عصبية اصطناعية، حيث خلية لكل شيء نريد تمييزه. بمعنى أنه سيكون هناك مخرج خاص بصورة الكلب وآخر خاص بصورة القطة وثالث خاص بالبرتقالة وهكذا. وأثناء التعليم عندما نعطي في المدخل صورة كلب فإنه في التلقين سنجعل المخرج الخاص بصورة الكلب يساوي موجب واحد وبقية المخارج الأربعة تساوي سالب واحد. وبالتالي فكأننا نلقن هذه الشبكة ان هذه الصورة هي لكلب. ثم كانت الصورة الثانية مثلا لتفاحة، فيكون المخرج الذي تم تخصيصه ليبين التفاح هو موجب واحد وبقية الاربع مخارج سالب واحد. ونستمر في عرض الصور والتلقين، وهذه الصور تحوي قطط وكلاب وتفاح وغيرها بأحجام والوان مختلفة بل وفي بيئات مختلفة مثلا في البيوت او في المزرعة او في الشارع وغيرها. الشبكة العصبية الاصطناعية تتعلم الآن كيف تفرق بين الصور بدون ان نتدخل نحن في كيفية حدوث ذلك من الناحية الرياضية والحسابية بشكل دقيق. الان فلنحسب كم عدد الاوزان التي نحتاج لحسابها. لدينا مليون مدخل ومائة خلية عصبية في المدخل فهذا سينتج عنة مائة مليون معامل وزن ثم ما بين كل طبقة والطبقة التي تليها سيكون لدينا مليون معامل من الاوزان. تخيل لو كان لدينا آلاف الصور لتعليمها لهذه الشبكة الضخمة. أولا سنحتاج حاسوب بقدرات هائلة ليتمكن من إنجاز التعليم في زمن محدود وثانيا حتى لو توفر مثل هذا الحاسوب فالمشكلة أنه كلما ازدادت عدد الطبقات المخفية كلما

ازدادت مشاكل خوارزمية التعليم في الحصول على الاوزان المناسبة. هذه المشاكل وغيرها تم تجاوزها بعد احداث تغييرات طفيفة، ولكن جوهرية في طريقة تعليم وهيكلية الشبكات العصبية ذات الطبقات المتعددة. على سبيل المثال تم استعمال مرشحات شبه خطية ثنائية تعرف بدوال الالتواء Convolutional networks وهي معروفة ومستعملة كمرشحات في الصور والفيديو وتمتاز بسرعة تعديلها لأنها شبه خطية ولأن خوارزميتها يمكن تنفيذها بسرعة عالية جدا في كروت المعالجة الرسومية الموجودة في الحواسيب GPU. وباختصار فإن التعليم العميق ليس إلا شبكات عصبية اصطناعية مزودة بطبقات كثيرة وتستخدم في التعليم التلقيني هيكلة ذات كفاءة وسرعة عالية جدا خصوصا في البيانات الكبيرة جدا مثلا الرسومات والصور والفيديو.

6. مسائل أخلاقية في الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة Ethics in Artificial Intelligence

كانت ولا زالت الكثير من المسائل الأخلاقية تثار حول الذكاء الاصطناعي. من المخاوف القديمة الجديدة هي احتمال أن يحل الذكاء الاصطناعي محل البشر في كثير من الاعمال وهذا قد يسبب البطالة. هذه من المسائل التي فيها اختلاف وجهات النظر، البعض يقول إن البشر كانوا يفكرون بنفس الطريقة عند بداية دخول الآلات البخارية في عمليات الزراعة والحصد والاستغناء عن العنصر البشري بشكل كبير. ولكن هذا لم يجعل الناس تموت جوعا، بل فتح افاق أخرى لأداء اعمال من نوع آخر بل ورفع المستوى المعرفي لدى البشر وذلك بسبب التوجه للتعليم بأعداد كبيرة بدلا عن الحقول والمزارع. البعض يقول أن التقدم الهائل الحالي في الذكاء الاصطناعي وقدرات التعلم سواء من البيانات أو التعلم الذاتي فإنه من المتوقع أن يتم الاستغناء عن العنصر البشري تماما في خلال عقود قليلة. السيارات والحافلات والقطارات وسيارات الأجرة الذاتية ستدار كلها قريبا بالذكاء الاصطناعي. حتى الأطباء قد نستغني عنهم يوما بوجود الطبيب الآلي وهو عبارة عن ذكاء اصطناعي ذو معرفة عالية جدا ويستعمل أجهزة الفحص الطبي بشكل سريع ويستطيع أن يوصف الدواء بل وأن يجري عمليات جراحية معقدة وبدقة عالية جدا ربما تصل دقة المشرط الليزري فيه الى 1 مايكرومتر وأن احتمالية الخطأ ستكون اقل عشرات مرات من الطبيب البشري. الذكاء الاصطناعي قد يحل محل المدرسين وأساتذة الجامعات والمبرمجين والمصنعين في المصانع، بل وحتى في تأليف القصص والخيال العلمي بل حتى في الإنتاج السينمائي والفني حيث يستطيع إنتاج فيلم كامل باستخدام الشخصيات التي تريدها وبكل المؤثرات الصوتية والمرئية وفي خلال دقائق معدودة باستعمال ما يعرف بالتزييف العميق وبتكلفة زهيدة، يعني سينتهي عصر الممثلين والنجوم وعصر هوليود، سيحل محلهم نجوم غير موجودين في الواقع، شخصيات وهمية يتم إنتاجها بواسطة الذكاء الاصطناعي المنتج Generative AI . حتى من يقرأ الاخبار ويعطي التوقعات الجوية سيكون الذكاء الاصطناعي. المحلات والمقاهي والمطاعم كلها ستكون آلية وتحت اشراف مباشر من الذكاء الاصطناعي. ربما لن تكون هناك مهام للبشر في المستقبل سوى التكاثر أو للأسف للتقاتل لفرض الهيمنة أو للتنافس على الموارد المحدودة. للأسف هذا التقاتل سيكون كذلك للذكاء الاصطناعي دور كبير فيه وسيكون اكثر قدرة على التدمير والقتل. من المسائل الأخلاقية كذلك قدرات الذكاء الاصطناعي على صناعة محتوى وأخبار مزيفة ولكن تصيغها بشكل يعطيها مصداقية عالية جدا سواء من ناحية النص او الصور والمشاهد المزيفة المصاحبة. هذا سيخلط الحابل بالنابل كما يقال ولن نستطيع أن نعرف الحقيقة من الزيف والكذب والخيال. هناك مسائل أخلاقية مهمة جدا ولا نجد لها إجابة خصوصا في الحالات التي نعطي فيها الذكاء الاصطناعي سلطة اتخاذ القرار. توجد عدة معضلات أخلاقية تخضع لنقاش عميق، وإن كانت بعض هذه المعضلات افتراضية وتخيلية ولكن سيكون لها تطبيقات عند تصميم أدوات صنع القرار في الذكاء الاصطناعي. من المعضلات الأخلاقية المعروفة هي معضلة القطار وتنص على ان هناك قطارا يسير بسرعة

عالية ثم تبين لك وأنت السائق أن هناك عدد من العمال يعملون على خط القطار حسب خط السير المجدول ولم تستطيع التواصل معهم ولن تعمل المكابح في منع الاصطدام وبالتالي سيموت قطعا ما لا يقل عن 10 اشخاص من العمال. الحل الوحيد أمامك هو تغيير اتجاه القطار بسرعة، ولكن يوجد على الخط الآخر عامل واحد وسوف يموت قطعا بقرارك تغيير اتجاه القطار. فهل ستغير اتجاه القطار ليموت شخص واحد او تدع القطار يسير في طريقه المفترض ليقتل 10 أشخاص؟ في هذا المثال الأغلبية من الناس تختار انهم سوف يغيرون اتجاه القطار فقتل شخص واحد بالرغم من مأساة ذلك، ولكنه أفضل من موت عشرة أشخاص. والآن لنعيد طرح نفس القضية، ولكن من زاوية أخرى حتى نستكشف مدى تعقيدها. لنفترض الان انه لا يوجد عندك خيار تغيير اتجاه القطار، ولكن لديك خيار آخر وهو أنه بجنب باب القطار رأيت رجلا ضخما وبدينا جدا ويبدو أنه مريض وبالتالي يمكنك دفعه من الباب فإذا سقط تحت عجلات القطار مع استعمال المكابح سوف يتوقف القطار قبل دهسه للأشخاص العشرة. عندما تم طرح هذا السؤال من هذه الزاوية رفض الغالبية فكرة دفع الرجل من القطار. هذا السؤال الافتراضي الأخلاقي يبدو معضلة لان نتيجة قرار الحالة الأولى مطابق للحالة الثانية وهي قتل شخص بريء. الفرق أنه في الحالة الأولى تم ذلك بواسطة زر في القطار لتغيير الاتجاه والثاني تم بواسطة الدفع المباشر باليد. وهذه الحالة نراها في الحياة الواقعية، فتجد مثلا طيار طائرة حربية يقوم بضغط الزر ليطلق لهيب صواريخ طائرته على بيوت يفترض انه يتحصن بها الذين يحاربهم وهو يعلم أنه ربما سيقتل عشرات الأطفال والنساء، ولكنه ربما لا يشعر حتى بتأنيب الضمير. وفي نفس الوقت لو اعطوه سكينا ليقتل شخص واحد لربما رفض ذلك بشدة! ولكن أين سنرى مثل هذه القضايا الأخلاقية في الذكاء الاصطناعي؟ أحد التطبيقات المباشرة هي في السيارات ذاتية الحركة. تخيل سيارة ذاتية الحركة تقودها منظومة الذكاء الاصطناعي وكان بها صاحب السيارة العجوز وكانت تسير في الطريق السريع بسرعة 140 كيلومتر في الساعة وفجأة ظهر عدة أطفال يقطعون الشارع بسرعة وليس أمام السائق الآلي سوى أحد خيارين، فإما يصطدم بالأطفال وسيؤدي ذلك الى قتل مجموعة منهم أو أن ينحرف عن الطريق ويصطدم بالصخور وهذا سيؤدي في الغالب الى موت الراكب صاحب السيارة. فكيف سيتم برمجة السائق الآلي ليستجيب في مثل هذه الحالات؟ هذا مثال واحد بسيط وهناك الكثير من الأمثلة الأخرى. من القضايا الأخلاقية كذلك حالة الطبيب الآلي، هل يجب أن يخبر المريض بأنه في الغالب سيموت تحت العملية أم أنه يكتفي بإخبار أقاربه؟ ومنها كذلك العنصرية ضد الجنس أو اللون أو البلد وغيرها. على سبيل المثال تخيل أن هناك عميل ذكي ينظر في المستندات المقدمة للحصول على عمل معين. وفقا للبيانات الهائلة التي تم معالجتها بواسطة تعليم الآلة فإن الذكاء الاصطناعي وجد أن كفاءة الذكور في أداء هذا العمل أعلى قليلا من الإناث. فهل مسموح له بالتحيز نحو قبول الذكور. والعكس صحيح، فلو كان هناك أعمال أداء الاناث فيها أفضل فهل ينحاز في القبول؟ ويمكن تعميم هذه القضية الأخلاقية في التمييز على الجنسية او اللون او غيرها. البعض يعتقد أن الذكاء الاصطناعي ينبغي أن يكون محايدا وهذا بشكل عام غير صحيح. والسبب أن الذكاء الاصطناعي يأخذ قراراته حسب المعلومات الواردة اليه. هذه المعلومات يتم استخلاصها من البيانات. فإذا كانت هذه البيانات منحازة أو تم التلاعب بها فسينعكس هذا بشكل مباشر على أداء العميل الآلي الذكي. من القضايا الأخلاقية المرتبطة بالذكاء الاصطناعي هو إمكانية استخدمها في تزييف الواقع بشكل مخضرم وفي نشر معلومات مضللة والتدليس والتلاعب في كيفية عرض الاخبار بحيث يتم توجيه المجتمعات حسب المطلوب. تأثير الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة في إعادة ترتيب الأولويات وهندسة العقلية الجمعية للمجتمعات من المخاطر العظيمة التي ستواجهها المجتمعات وبشكل أشرس في السنوات القليلة القادمة.

7. الـــــذكاء الاصـــــطناعي والمجتمعـــــات المسلمة

لا شك أن التيار الهائل للذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة سوف يجرف حياة البشرية ويغيرها إيجابا وسلبا شاء من شاء وأبى من أبى. تطبيقاته ستدخل رغم انف الجميع في كل مناحي الحياة التقنية والصحية والمؤسسية والمجتمعية والشخصية وغيرها. من الناحية الشرعية الذكاء الاصطناعي وتعليم الآلة ما هما إلا أدوات لا حكم لها في ذاتها. ولكن كيفية استعمالها هي ما يعطيها حكم ما بين الاجر والثواب أو الاباحة أو الحرمة. لا شك أن هذه التقنيات ستقدم خيرا كبيرا للبشرية في المجالات الطبية واكتشاف الادوية وتسهيل الحياة وزيادة الإنتاج والتعليم وتقنين استعمال الطاقة وتقليل التلوث وحتى في المجالات الدعوية مثل تبليغ الدين الإسلامي ووجود عميل آلي ذكي يساعد في تحفيظ القرآن الكريم والتأكد من صحة الاحاديث والمقارنة بينها أو البحث في اقوال العلماء في أمور معينة وإعطاء الخلاصة العلمية وغيرها مما كان الباحث يقضي فيه شهورا من البحث يصبح الان أمامك في اقل من ثانية واحدة. ولكن من جانب آخر هناك الكثير من القضايا الأخلاقية والتحديات المجتمعية ونشر ايدولوجيات جديدة وتحطيم ثقافة المجتمعات وارثها الإنساني. هذه التقنيات يستحيل إيقافها وإيقاف توغلها بيننا. وبالتالي بدلا عن تضييع الوقت والجهد في محاولات ستكون فاشلة في منعها وصدها فالمطلوب منا في المجتمعات العربية والإسلامية ثلاثة أمور أساسية:1. تطوير التعليم بداية من المراحل الدراسية الأولى وتغيير اتجاه دفته من التعليم التلقيني التقليدي للمعرفة إلى التدريب على التفكير النقدي والتحليل والمناقشة. المعرفة اليوم متوفرة ويمكن الحصول اليها بسهولة، ولكن ما نحتاجه هو الوعاء العقلي الذي يستوعب هذه المعرفة وينقدها ويطورها ويستفيد منها. 2. وضع التحصين العلمي والايماني في عقول وقلوب أولادنا. هذا التحصين يكون بتعليم العقيدة الصحيحة ونشر المعرفة الدينية ودراسة ونقد الايدولوجيات الأخرى والانفتاح حتى حول ما يدور من محاولات التشكيك في الدين ونشر الشبهات وكيفية الرد عليها وأن نتعلم كيف نجعل دين الإسلام هو المرجعية الأولى لتفكيك وفهم أي تحدي أخلاقي قد يواجهنا. 3. أن يكون عندنا خبراء في هذا المجال وان نستعمله الاستعمال الأمثل في نشر الوعي الديني ومحاربة الرذيلة والشذوذ ودعوات الالحاد وغيرها والتي تكون دائما هشة ضعيفة كبيوت العنكبوت. يجب ألا نعتمد في هذا الامر من الإعداد والتجهيز في المواجهة التقنية والمعلوماتية على الحكومات بل هي في الأصل ينبغي أن تكون مبادرات فردية مدفوع بالشعور بالمسؤولية على رغبتنا في أن نحافظ على ديننا وارثنا الحضاري لنا وللأجيال القادمة. يجب أن نتخلص من الهزيمة النفسية التي نعيشها ولنعلم أنهم وإن كانوا قد تفوقوا علينا من النواحي العلمية والتقنية فنحن ولله الحمد لانزال نتفوق عليهم وبمراحل كثيرة من النواحي الايمانية والاجتماعية والترابط الاسري. والانسان لن يفقد إنسانيته إذا لم يستعمل الهاتف الجوال ولم يتعلم برمجة البايثون ولم يصل إلى القمر. ولكنه سيفقد إنسانيته عندما يرمي ابويه في دار العجزة ولا يسأل عنهم ولا حتى يحضر دفنهما لان لديه اجتماع عمل. الانسان سيفقد إنسانيته عندما تجد الام تقيم حفلا في مكان عملها والسبب إن ابنتها وصلت الى سن 18 سنة وسوف تخرج من حياتها الى الأبد! الإنسان سيفقد إنسانيته عندما يتحول بالتدريج الى الوجه الآخر للآلة التي هي بدون روح. اعتزازنا بثقافتنا وارثنا الحضاري مهم جدا للأجيال الجديدة والتي ستولد لتفتح اعينها على تقنيات ذكية قد تسلبها إنسانيتها. وأخيرا اعتزازنا بحضارتنا وديننا لم ولن يكون يوما عائقا لنا لنتعلم ونتقن هذه العلوم والتقنيات، بل وأن نكون من روادها.