Republic of Iraq
Ministry of Higher Education
and Scientific Research

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة بابل _ كلية التربية للعلوم الصرفة
قسم الرياضيات

الملاحة المعتمدة على الخرائط في الروبوتات المتنقلة

Mapping Based Navigation in Mobile Robots

بحث مقدم الى مجلس
كلّية التربّية للعلوم الصرفة _ جامعة بابل
كجزء من متطلبات التخرج لنّيل شهادة البكلورّوس

اعداد الطالبة
بنين جابر محمد

أشراف الدكتورة
طفول حسين الخفاجي

2025_2026

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

﴿وَعَسَىٰ أن تَكْرَهُوا شَيْئًا وَهُوَ خَيْرٌ لَّكُمْ ۖ وَعَسَىٰ أن تُحِبُّوا شَيْئًا وَهُوَ شَرٌّ لَّكُمْ ۗ وَاللَّهُ يَعْلَمُ وَأَنتُمْ لَا تَعْلَمُونَ ﴾

صَدَقَ اللّهُ العَلِيُّ العَظِيمُ

سورة البقرة (الآية 216)

الأهداء

إلى من أرسله الله رحمةً للعالمين
سيدنا محمد ﷺ، النور الذي أضاء دروب الإنسانية
والقدوة التي نتعلّم منها السموّ في الخلق والعلم

إلى من كان سندي الأول، وظلّي الذي احتميت به
إلى من علّمني أن الإرادة تصنع المعجزات، وأن
التعب طريق الوصول
إلى من أفخر بحمل اسمه وأعتزّ بالانتماء إليه
أبي الغالي

إلى نبع الحنان، وسرّ الطمأنينة
،إلى دعوةٍ صادقةٍ كانت ترافقني في كل خطوة
إلى القلب الذي منحني الحب دون حدود
أمي الحبيبة

إلى من تشاركنا الحلم والضحكة والطموح
إلى من كانوا لي عونًا ورفقة دربٍ جميلة
إخوتي وأخواتي

الشكر والتقدير

الحمد لله رب العالمين الذي وفقني لإتمام هذا البحث، والصلاة والسلام على سيدنا محمد وعلى آله وصحبه أجمعين

أتقدم بجزيل الشكر وعظيم الامتنان إلى الدكتورة (طفول حسين الخفاجي) لإشرافها القيّم وتوجيهاتها العلمية السديدة ومتابعتها المستمرة، التي كان لها الأثر الكبير في إنجاز هذا البحث

كما أتقدم بالشكر إلى أساتذة قسم الرياضيات في كلية التربية للعلوم الصرفة - جامعة بابل، لما قدموه من دعم علمي ومعنوي طوال مدة الدراسة

ولا يفوتني أن أتقدم بالشكر والامتنان إلى عائلتي لما قدموه من دعم وتشجيع متواصل

المحتويات

صفحة العنوان I

الآيه..... II

الأهداء III

الشكر والتقدير..... IV

المحتويات V

خلاصة البحث..... VI

الفصل الاول

(١-١) المقدمة ١

(1_2) الخرائط المنفصلة والمتصلة ٢

(1_3) محتوى خلايا خريطة الشبكة ٣

(1_4) إنشاء خريطة عن طريق الاستكشاف: خوارزمية الحدود ٤

(١-٤-١) خرائط الشبكة مع احتمالات الإشغال ٤

(1_4_2) خوارزمية الحدود ٤

(1_5) رسم الخرائط باستخدام معرفة البيئة ٨

الفصل الثاني

(2_1) المقدمة ١١

(٢-٢) خوارزمية ديكسترا لخريطة الشبكة ١١

(١-٢-٢) خوارزمية ديكسترا بتكلفة ثابتة ١٢

(٢-٢-٢) خوارزمية ديكسترا مع التكاليف المتغيرة ١٣

(2_3) خوارزمية ديكسترا لخريطة مستمرة ١٥

(2_4) تخطيط المسار باستخدام خوارزمية *A..... ١٧

(2_5) تتبع المسار وتجنب العوائق 21

(2_6) الاستنتاجات ٢٢

المصادر ٢٣

خلاصة البحث

يتناول هذا البحث موضوع الملاحة المعتمدة على الخرائط في الروبوتات المتنقلة، والتي تُعد من الركائز الأساسية في تصميم الأنظمة الروبوتية الذكية القادرة على العمل باستقلالية داخل بيئات مختلفة، سواء كانت معروفة مسبقًا أم غير معروفة. وتبرز أهمية هذا الموضوع في تمكين الروبوت من تحديد موقعه بدقة، وبناء تمثيل مناسب للبيئة المحيطة به، ثم تخطيط مسار آمن وفعّال للوصول إلى الهدف المطلوب.

تناول الفصل الأول مفهوم بناء الخرائط في الروبوتات المتنقلة، مع توضيح الفرق بين الروبوتات الثابتة والروبوتات المتحركة من حيث طبيعة البيئة ومتطلبات العمل. كما تم عرض نوعي الخرائط المستخدمتين في الروبوتات، وهما الخرائط المنفصلة (الشبكية) والخرائط المتصلة، مع بيان مزايا وعيوب كل منهما من حيث الدقة، استهلاك الذاكرة، وسهولة المعالجة الحسابية. وتم التطرق إلى مفهوم احتمالات الإشغال في خرائط الشبكة، والتي تتيح تمثيلًا أكثر واقعية لعدم اليقين الناتج عن محدودية دقة أجهزة الاستشعار.

كما استعرض البحث آلية إنشاء الخريطة من خلال الاستكشاف باستخدام خوارزمية الحدود (Frontier Algorithm)، التي تعتمد على الانتقال إلى الخلايا الحدودية المجاورة للمناطق غير المستكشفة بهدف توسيع الخريطة تدريجيًا. وتم توضيح كيفية تحديث الخريطة اعتمادًا على المعلومات المستشعرة، بالإضافة إلى بيان دور المعرفة المسبقة ببنية البيئة في تحسين دقة رسم الخرائط وتقليل الأخطاء التراكمية، خصوصًا في مشكلة إغلاق الحلقة (Loop Closure). كذلك تم الإشارة إلى خوارزميات التحديد المتزامن للموقع ورسم الخرائط (SLAM) التي تعالج مشكلة بناء الخريطة وتحديد موقع الروبوت في آنٍ واحد.

أما الفصل الثاني فقد خُصص لموضوع تخطيط المسار المعتمد على الخرائط، باعتباره سلوكًا عالي المستوى يهدف إلى إيجاد أقصر أو أفضل مسار بين نقطة البداية ونقطة الهدف مع تجنب العوائق. تم شرح خوارزمية ديكسترا (Dijkstra) لإيجاد أقصر مسار في الخرائط الشبكية، سواء في حالة الكلفة الثابتة أو الكلفة المتغيرة، وكذلك بيان كيفية تطبيقها على الخرائط المتصلة من خلال تحويلها إلى رسم بياني. كما تم عرض خوارزمية A* بوصفها تطويرًا أكثر كفاءة يعتمد على دالة إرشادية (Heuristic Function) لتقليل عدد العقد أو الخلايا التي يتم استكشافها، مما يؤدي إلى تحسين الأداء وتقليل الزمن الحسابي.

واختتم البحث ببيان أهمية الدمج بين تخطيط المسار عالي المستوى وخوارزميات تجنب العوائق منخفضة المستوى، لضمان حركة آمنة وفعّالة في البيئات الواقعية التي قد تحتوي على عوائق ثابتة أو متحركة. ويتضح من خلال هذا العرض أن بناء الخرائط وتخطيط المسار يمثلان عنصرين متكاملين لتحقيق استقلالية الروبوتات المتنقلة وزيادة كفاءتها في تنفيذ المهام المختلفة في المجالات الصناعية والطبية والخدمية.

الفصل الاول

بناء الخرائط في الروبوتات المتنقلة

(١-١) المقدمة :

يمكن تصنيف الروبوتات وفقًا للبيئة التي تعمل فيها. وأكثر أنواعها شيوعًا هو الروبوتات الثابتة والروبوتات المتحركة. هذان النوعان لهما بيئات عمل مختلفة تمامًا، وبالتالي يتطلبان قدرات مختلفة تمامًا. الروبوتات الثابتة هي في الغالب أذرع روبوتية صناعية تعمل في بيئات محددة ومُهيأة خصيصًا للروبوتات.

على النقيض من ذلك، يُتوقع من الروبوتات المتنقلة أن تتحرك وتؤدي مهامًا في بيئات واسعة وغير محددة المعالم وغير مؤكدة، لم تُصمم خصيصًا للروبوتات. فهي تحتاج إلى التعامل مع مواقف غير معروفة بدقة مسبقًا، وتتغير بمرور الوقت. قد تشمل هذه البيئات كيانات غير متوقعة كالبشر والحيوانات. ومن أمثلة الروبوتات المتنقلة المكانس الكهربائية الروبوتية والسيارات ذاتية القيادة.

الروبوت المتنقل يمكنه استخدام قدرته على اكتشاف العوائق لتحديد موقعه، بناءً على معلومات حول موقع العوائق أو معلومات أخرى عن البيئة.

يتم توفير هذه المعلومات عادةً عن طريق الخريطة. من السهل نسبيًا بناء خريطة للبيئات الصناعية مثل المصانع، حيث أن الآلات راسخة في مواقع ثابتة. الخرائط أقل أهمية للمكنسة الكهربائية الروبوتية، لأن الشركة المصنعة لا يمكنها إعداد خرائط لشقق كل عميل. علاوة على ذلك، سيكون استخدام الروبوتات صعبًا للغاية إذا اضطر العملاء إلى بناء خرائط لشققهم وتغييرها كلما تم نقل قطعة أثاث. وغني عن القول أنه من المستحيل بناء خرائط مسبقة لأماكن لا يمكن الوصول إليها مثل قاع المحيط.

الحل هو أن يقوم الروبوت ببناء خريطته الخاصة بالبيئة. بناء الخريطة يتطلب تحديد الموقع حتى يعرف الروبوت مكانه، ولكن تحديد الموقع يحتاج إلى خريطة،.....الخ

لتجاوز هذه المشكلة الغير منتهية، تستخدم الروبوتات خوارزميات التحديد المتزامن للموقع ورسم الخرائط [1] ((simultaneous localization and mapping (SLAM)]. لأداء SLAM تستخدم الروبوتات معلومات معروفة بأنها صالحة حتى في الأجزاء غير المستكشفة من البيئة، مما يؤدي إلى تحسين المعلومات أثناء الاستكشاف [٢].

القسمان (١_٢)و(١_٣) يقدمان طرق تمثيل الخرائط في جهاز الكمبيوتر. يصف القسم (١_٤) كيف يمكن للروبوت إنشاء خريطة باستخدام خوارزمية الحدود. يشرح القسم (١_٥) كيف تساعد المعرفة الجزئية بالبيئة في بناء الخريطة.

(١-٢) الخرائط المنفصلة والمتصلة

(Discrete and Continuous Maps)

نحن معتادون على الخرائط الرسومية المطبوعة على الورق، أو بشكل أكثر شيوعًا هذه الأيام، تُعرض على أجهزة الكمبيوتر والهواتف الذكية. أما الروبوت، فيحتاج إلى نظام غير مرئي تمثيل لخريطة يمكن تخزينها في ذاكرته. هناك طريقتان لذلك الخرائط المنفصلة (وتسمى أيضًا خرائط الشبكة) والخرائط المستمرة. الشكل (1-1 a) يوضح خريطة شبكية٨ × ٨ مع جسم مثلثي. موقع يتم تخزين الكائن كقائمة تحتوي على إحداثيات كل خلية شبكة يغطيها الكائن. يتكون الكائن في الشكل من الخلايا الموجودة في:

(٥، ٣)، (٥، ٤)، (٥، ٥)، (٤، ٥)، (٥، ٦)، (٤، ٦)، (٣، ٦).

يوضح الشكل (1-1 b) خريطة متصلة لنفس الكائن. بدلًا من تخزين البيانات، مواضع الكائن، يتم تخزين إحداثيات مواضع الحدود:

A = (6، (3، 3) =B، (7، 6) = C، 7).

الخرائط المنفصلة ليست دقيقة للغاية: من الصعب التعرف على الكائن في الشكل (1-1 a) على أنه مثلث. لتحسين الدقة، يجب استخدام شبكة أدق: ١٦×١٦ أو حتى ٢٥٦×٢٥٦ . بالطبع، مع زيادة عدد نقاط الشبكة، يجب أن يزداد حجم الذاكرة في الروبوت. بالإضافة إلى ذلك، يجب استخدام جهاز كمبيوتر أقوى لمعالجة خلايا الشبكة.

الشكل(١-١)(a)خريطة منفصلة للخلايا المشغولة لجسم ما،(b) خريطة متصلة لنفس الجسم

الروبوتات المتنقلة لها قيود على الوزن والتكلفة وسعة البطارية وما إلى ذلك، لذا قد لا تكون الشبكات الدقيقة جدًا عملية.

إذا كانت الكائنات في البيئة قليلة ولها شكل بسيط، فإن الخريطة المتصلة أكثر كفاءة، بالإضافة إلى كونها أكثر دقة. في الشكل (b1-1) ، ثلاثة أزواج من الأرقام تمثل المثلث بدقة أكبر بكثير من الأزواج السبعة للمثلث في الخريطة المنفصلة. أما إذا كان هناك العديد من الكائنات أو إذا كانت معقدة للغاية الأشكال والخرائط المستمرة لم تعد فعالة سواء في الذاكرة أو في الكمية من الحساب المطلوب. تخيل خريطة بها ٣٢ جسمًا بحجم واحد، ولا يلمس أي منها الآخر. ستحتوي الخريطة المنفصلة على ٣٢ إحداثيًا، بينما ستحتاج الخريطة المستمرة إلى تخزين إحداثيات الزوايا الأربع لكل كائن. في مجال الروبوتات المتنقلة، تُستخدم الخرائط المنفصلة بشكل شائع لتمثيل خرائط البيئات[٣].

(١-٣) محتوى خلايا خريطة الشبكة

The Content of the Cells of a Grid)

(Map

تستخدم الخريطة الجغرافية رموزًا تقليدية لوصف البيئة. تُستخدم الألوان الأخضر للغابات، والأزرق للبحيرات، والأحمر للطرق السريعة. وتُستخدم الرموز: نقاط بأحجام مختلفة للدلالة على القرى والمدن، وخطوط للطرق، حيث يُستخدم سُمك الخط ولونه للإشارة إلى جودة الطريق. تستخدم الروبوتات خرائط شبكية حيث تُخزّن كل خلية رقمًا، وعلينا تحديد ما يُمثله هذا الرقم.

أبسط طريقة للترميز هي تخصيص بت واحد لكل خلية. القيمة ١ تُشير إلى تشير القيمة ١ إلى أن هناك كائنًا موجودًا في تلك الخلية وأن القيمة ٠ تشير إلى أن الخلية فارغة. في الشكل (a1-1) يمثل اللون الرمادي القيمة ١ ويمثل اللون الأبيض القيمة ٠. ومع ذلك، فإن أجهزة الاستشعار ليست دقيقة وقد يكون من الصعب التأكد من وجود خلية مشغول بجسم ما أم لا. لذلك، من المنطقي تحديد احتمالية كل خلية تشير إلى مدى تأكدنا من وجود الجسم في تلك الخلية. الشكل (١_٢)هو نسخة من الشكل (a1-1) مع الاحتمالات المذكورة لكل خلية. الخلايا التي لا تحمل رقمًا يفترض أن يكون احتمالها ٠ [٤].

شكل(١_٢): خريطة شبكية احتمالية

(١-٤) إنشاء خريطة عن طريق الاستكشاف: خوارزمية الحدود

(Creating a Map by Exploration: The Frontier Algorithm)

تخيل مكنسة كهربائية روبوتية تم تركيبها حديثًا في شقتك. لا يأتي مُبرمجًا مسبقًا بخريطة لشقتك. بدلًا من ذلك، يجب أن يكون استكشاف البيئة لجمع المعلومات التي سيتم استخدامها لبناء البيئة الخاصة بها الخريطة. هناك عدة طرق لاستكشاف البيئة، وأبسطها هي استكشاف عشوائي. سيكون الاستكشاف أكثر كفاءة إذا كان الروبوت لديه خريطة جزئية يمكنها استخدامها لتوجيه استكشافها [٥].

(١-٤-١) خرائط الشبكة مع احتمالات الإشغال

(Grid Maps with Occupancy Probabilities)

الخريطة في الشكل (١_٣) عبارة عن خريطة شبكية، حيث تُسمّى كل خلية باحتمالية وجود عائق فيها، وهو احتمال وجود عائق في الخلية. يمكن أن يكون العائق قد يكون هناك جدار أو طاولة أو أي شيء لا يسمح للروبوت بالمرور عبر هذه الخلية. تمثل علامات الاستفهام الخلايا التي لم يتم استكشافها بعد. في حالة عدم وجود من أي معرفة حول محتويات الخلية، يمكننا أن نفترض أن احتمال وجود عقبة هناك هي ٠.٥، حيث يمكن بسهولة أن تكون مشغولة أو غير مشغولة. يتم استخدام علامة الاستفهام بدلاً من القيمة ٠.٥ لتوضيح حالة الخلايا غير المستكشفة. مركز الخريطة خالٍ من العوائق واحتمالات إشغال هذه الخلايا، التي تُسمى الخلايا المفتوحة، منخفضة (٠.١ أو ٠.٢). هناك ثلاث عقبات معروفة، في أعلى اليمين، أعلى اليسار، وأسفل المنتصف. تتميز العوائق باحتمالات إشغال عالية (٠.٩ أو ١.٠) ويتم الإشارة إليها بالخلايا الرمادية. الخلية الحدودية هي خلية مفتوحة مجاورة (يسار، يمين، أعلى، أسفل) لواحدة أو أكثر من الخلايا المجهولة. تُسمى مجموعة الخلايا الحدودية بالحدود (The frontier).

الخلايا المجهولة المجاورة للحدود هي الخلايا المهمة التي ينبغي استكشافها من أجل توسيع الخريطة الحالية.

شكل (١_٣) خريطة شبكية لبيئة ذات احتمالات إشغال

(١-٤-٢) خوارزمية الحدود (The Frontier Algorithm)

تُستخدم خوارزمية الحدود لتوسيع الخريطة من خلال استكشاف الحدود. الروبوت يتحرك إلى أقرب خلية حدودية، ويستشعر ما إذا كانت هناك عوائق في المناطق المجاورة غير المعروفة الخلايا وتحديث الخريطة وفقًا لذلك. خريطة الشبكة في الشكل (١_٤)هي نفس الخريطة في الشكل (١_٣) مع إضافة روبوت يشغل الخلية الزرقاء. الخلية الحدودية الأقرب للروبوت هي الخلية خطوتين فوق موقعها الأصلي. يُظهر السهم أن الروبوت قد تحرك إلى تلك الخلية. يستخدم الروبوت أجهزة الاستشعار المحلية لتحديد ما إذا كانت هناك عوائق في الخلايا المجهولة المجاورة. (يمكن لأجهزة الاستشعار اكتشاف العوائق في جميع الخلايا الثماني المجاورة، بما في ذلك تلك الموجودة على القطر.) افترض أن الخلية الموجودة في أعلى يسارها بالتأكيد يحتوي على عقبة (احتمال ١.٠)، في حين أن الخلايا الموجودة مباشرة فوق وإلى اليمين من المؤكد تقريبًا أنها لا تحتوي على عائق (احتمال ٠.١).يوضح الشكل (١_٥) تمت تحديث الخريطة بهذه المعلومات الجديدة والموقع الجديد للحدود. يوضح الشكل (١_٦) نتيجة التكرار التالي للخوارزمية. لقد تحرك الروبوت خلية واحدة إلى الأعلى حتى أقرب خلية حدودية، واكتشف عوائق في الخليتين المجاورتين المجهولتين، وقام بتحديث الخريطة.

شكل (١_٤) يتحرك الروبوت إلى الحدود

شكل (١_٥) يقوم الروبوت بتحديث الخلايا غير المعروفة المجاورة للحدود

يوضح الشكل (١_٧) التكرار التالي للخوارزمية. تم اعتراض سبيل الروبوت بواسطة عائق في أعلى اليمين ويجب عليه تجنبه أثناء تحركه نحو أقرب خلية حدودية. يوضح الشكل (١_٨) الخريطة المكتملة التي أنشأها الروبوت بعد استكشافه الحدود بأكملها كما هو موضح بالمسار باستخدام الأسهم الزرقاء. تقوم الخوارزمية بإعادة حساب الحدود في كل خطوة. أما الخوارزمية الأكثر تعقيدًا فستقوم بفحص الخلايا الموجودة في جوار موقع الروبوت، وإضافة أو إزالة الخلايا التي تغير وضعها كخلايا حدودية.

شكل (١_٦) التكرار الثاني لخوارزمية الحدود

شكل (١_٧) يتجنب الروبوت عقبة أثناء تحركه نحو الحدود التالية

الشكل (١_٨) الخريطة التي تم إنشاؤها بواسطة خوارزمية الحدود والمسار الذي يستكشفه الروبوت

المثال الذي طبقنا عليه خوارزمية الحدود هو بيئة بسيطة نسبيًا تتكون من غرفتين متصلتين بباب (في العمود السادس من اليسار في الشكل ١_٨)، ولكنهما معزولتان عن البيئة الخارجية. ومع ذلك، تعمل خوارزمية الحدود في بيئات أكثر تعقيدًا. يمكن تشغيل خوارزمية الحدود بالتوازي بواسطة عدة روبوتات. سيستكشف كل روبوت الجزء الأقرب إلى موقعه من الحدود. تتشارك الروبوتات خرائطها الجزئية للحفاظ على اتساق الخرائط. وبما أن كل روبوت يستكشف منطقة مختلفة من البيئة، فإن بناء الخريطة سيكون أسهل بكثير.

يمكن تطوير خوارزمية الحدود حيث يتم استخدام معايير أخرى غير المسافة لاختيار الخلايا الحدودية للاستكشاف. على سبيل المثال استكشاف الخريطة الموضحة في الشكل (١_٩) الروبوت في الخلية (٣، ٣) المُشار إليها بالدائرة الزرقاء. هناك ست خلايا عوائق معروفة وخمس خلايا مفتوحة معروفة، منها ثلاث خلايا (١، ٣)، (٢، ٢)، (٣، ٢)، مميزة باللون الأحمر المربعات هي الخلايا الحدودية.

في الشكل (١_٩) ، الخلية على يسار الروبوت عند (٣، ٢) هي الأقرب الخلية لأنها تبعد خطوة واحدة فقط، في حين أن الخليتين الحدوديتين الأخريين تبعدان خطوتين بعيدًا. يمكننا النظر في معيار مختلف من خلال مراعاة عدد خلايا مجهولة مجاورة لخلية حدودية. بدءًا بخلية حدودية ذات عدد أكبر من الخلايا قد تجعل الخلايا غير المعروفة الخوارزمية أكثر كفاءة. نحدد أولوية الخلية الحدودية مثل:

Pcell=acell/dcell

حيث acell هو عدد الخلايا المجهولة المجاورة dcell هي المسافة من الروبوت. أولويات الخلايا الحدودية الثلاث هي:

$p(3,2) = 1/1 = 1,\ p(2,2) = 2/2 = 1,\ p(1,3) = 3/2 = 1.5$

أولوية الخلية (١، ٣) هي الأعلى ويبدأ الاستكشاف منها[٦].

شكل (١_٩) استكشاف المتاهة

(١-٥) رسم الخرائط باستخدام معرفة البيئة

(Mapping Using Knowledge of the Environment)

يمكن للروبوت بناء خريطة بشكل أفضل إذا كان لديه بعض المعلومات عن بنية البيئة[٧]. لنفترض أن الروبوت يحاول بناء مخطط لغرفة باتباع جدرانها. الاختلافات في السرعات الحقيقية للعجلات اليسرى واليمنى ستجعل الروبوت يستنتج أن الجدران ليست مستقيمة (الشكل (a1-10))، ولكن إذا عرف الروبوت مسبقًا أن الجدران مستقيمة ومتعامدة على بعضها البعض، يمكن للروبوت بناء الخريطة الموضحة في الشكل (b1-10). عندما يواجه منعطفًا حادًا، فإنه يدرك أن المنعطف هو زاوية ٩٠ درجة حيث يلتقي جداران، لذلك سيكون تعيين الزوايا صحيحًا. سيكون هناك أيضًا خطأ عند قياس أطوال الجدران وهذا يمكن أن يؤدي إلى الفجوة الموضحة في الشكل بين الجدارين الأول والأخير. يوضح الشكل فجوة صغيرة لن تكون

مهمة، ولكن إذا كان الروبوت يقوم بتعيين منطقة كبيرة، فإن مشكلة إغلاق الحلقة في الخريطة صعبة الحل لأن الروبوت لديه رؤية محلية فقط للبيئة[٧].

تخيل جزازة عشب روبوتية مكلفة بمهمة جز العشب بالتحرك ذهابًا وإيابًا؛ يجب عليها إغلاق الحلقة بالعودة إلى محطة الشحن الخاصة بها (الشكل ١_١١). ليس من الممكن تنفيذ هذا السلوك باستخدام مقياس المسافة وحده، لأن الأخطاء الصغيرة في السرعة والاتجاه تؤدي إلى أخطاء كبيرة في موقع الروبوت. من غير المرجح إطلاقًا أن يقوم الروبوت، من خلال مقياس المسافة وحده، بجز السطح الكامل للعشب والعودة إلى محطة الشحن الخاصة به. يجب استخدام المعالم مثل كابلات الإشارة في الأرض لإغلاق الحلقة[٨].

يمكن تحسين بناء الخرائط بشكل كبير باستخدام بيانات المستشعرات التي توفر معلومات عن المعالم المنتظمة في البيئة، وخاصة على مسافات طويلة. قد تكون هذه المعالم المنتظمة خطوطًا على الأرض، أو اتجاهًا عامًا، أو اكتشاف معالم تتداخل مع قياسات أخرى. لنفترض أن لدينا مستشعر مسافة يقيس المسافات على مساحة واسعة (الشكل ١_١٢). يُمكّن القياس على مساحة واسعة الروبوت من تحديد معالم مثل الجدران والزوايا من قياس مأخوذ من موقع واحد. تُسهّل قياسات المساحة الواسعة تحديد التداخلات بين الخرائط المحلية التي يتم إنشاؤها الخريطة بدقة.

شكل (١_١٠)(a) الحركة المتصورة للروبوت بناءً على عداد المسافة،(b) عداد المسافة بالإضافة إلى معرفة بهندسة الجدران

شكل (١_١١) جزازة العشب الآلية تقوم بقص العشب في منطقة ما ثم تعود إلى محطة الشحن الخاصة بها

شكل (١_١٢) يمكن لقياسات المستشعرات بعيدة المدى اكتشاف التداخل

الفصل الثاني

الملاحة المعتمدة على الخرائط

(٢-١) المقدمة:

الآن وقد أصبح لدينا خريطة، سواءً أكانت مقدمة من المستخدم أم تم اكتشافها بواسطة الروبوت، يمكننا مناقشة تخطيط المسار، وهو خوارزمية ذات مستوى أعلى. لنفترض وجود روبوت يُستخدم في المستشفى لنقل الأدوية والمستلزمات الأخرى من مناطق التخزين إلى الأطباء والممرضات. عند تكليفهم بإحدى هذه المهام، ما هي أفضل طريقة للقيام بها؟

من النقطة A إلى النقطة B؟ قد تكون هناك طرق متعددة للتحرك عبر الممرات إلى الوصول إلى الهدف، ولكن قد تكون هناك أيضًا مسارات قصيرة لا يُسمح للروبوت بسلوكها. على سبيل المثال، المسارات التي تمر عبر الممرات القريبة من غرف العمليات. نقدم ثلاث خوارزميات لتخطيط أقصر مسار من نقطة بداية S إلى موقع الهدف G، بافتراض أن لدينا خريطة للمنطقة تشير إلى مواقع العوائق في المنطقة. إدغار دبليو ديكسترا، أحد رواد علوم الحاسوب اقترح خوارزمية لحل مشكلة أقصر مسار.

يصف القسم (٢-٢) الخوارزمية الخاصة بخريطة الشبكة، بينما يصف القسم (٢-٣) خوارزمية الخريطة المتصلة . تُعرض في القسم (٢-٤) خوارزمية A*، وهي تحسين لخوارزمية ديكسترا تعتمد على الاستدلال. وأخيرًا، يناقش القسم (٢-٥) كيفية دمج خوارزمية تخطيط مسار عالية المستوى مع خوارزمية تجنب عوائق منخفضة المستوى .

(٢-٢) خوارزمية ديكسترا لخريطة الشبكة

(Dijkstra's Algorithm for a Grid Map)

وصف ديكسترا خوارزميته للرسم البياني المنفصل للعقد والحواف[٩]. في (الشكل 2-1a) الخلية S هي خلية البداية للروبوت ومهمتها هي الانتقال إلى خلية الهدف G. تظهر الخلايا التي تحتوي على عوائق باللون الأسود. يستطيع الروبوت استشعار خلية مجاورة للخلية التي يشغلها والتحرك إليها. لتبسيط الأمر، نحدد أن جيران الخلية c هم الخلايا الأربع المجاورة لها أفقيًا. وعموديًا، ولكن ليس قطريًا. يوضح (الشكل 2-1b) أقصر مسار من S إلى G:

(٣,٢)→(٣,٣)→(٤,٣)→(٥,٣)→(٥,٤).
→(٢,٢)→(١,٢)→(١,٣)→(١,٤)→(٠,٤)

يُقدَّم هنا إصداران من الخوارزمية: الأول خاص بالشبكات التي تكون فيها تكلفة الانتقال من خلية إلى إحدى جيرانها ثابتة. أما في الإصدار الثاني، فيمكن أن تختلف تكلفة الانتقال إلى كل خلية، لذا فإن أقصر مسار هندسيًا ليس بالضرورة هو أقصر مسار عند أخذ التكاليف في الاعتبار.

شكل(٢-١)(a) خريطة شبكية لخوارزمية ديكسترا.(b) أقصر مسار تم إيجاده بواسطة خوارزمية ديكسترا.

(٢-٢-١) خوارزمية ديكسترا على خريطة شبكية بتكلفة ثابتة

(Dijkstra's Algorithm on a Grid Map with Constant Cost)

هذه الخوارزمية يتم توضيحها على خريطة الشبكة المكونة من ٥ × ٦ خلايا في الشكل (a 2-2). توجد ثلاثة عوائق ممثلة بخلايا سوداء.

شكل (٢-٢)(a) خريطة الشبكة لخوارزمية ديكسترا.(b) أول تكرارين لخوارزمية ديكسترا.

تقوم الخوارزمية تدريجيًا بتحديد كل خلية c بعدد الخطوات اللازمة للوصول إلى c من خلية البداية S. في الأشكال، يظهر عدد الخطوات كرقم في الزاوية العلوية اليسرى من الخلية. في البداية، يتم تحديد الخلية S بالرقم ٠ لأنه لا توجد خطوات مطلوبة للوصول إلى S من S. الآن، يتم تحديد كل خلية مجاورة لـ S بالرقم ١ لأنها تبعد خطوة واحدة عن S؛ ثم يتم تحديد كل خلية مجاورة للخلية المحددة بالرقم ١ بالرقم ٢. يوضح الشكل (b٢.٢) خريطة الشبكة بعد هاتين الدورتين من الخوارزمية.

يوضح الشكل (a2-3) خريطة الشبكة بعد خمس تكرارات. الشكل (b٢-٣) يظهر خريطة الشبكة النهائية بعد تسع دورات عند الوصول إلى الخلية المستهدفة. أصبح من السهل الآن إيجاد أقصر مسار من خلال العمل عكسيًا بدءًا من خلية الهدف G. في الشكل (b 2-3) يتكون أقصر مسار من الخلايا الملونة باللون الرمادي. بدءاً من إذا كانت الخلية المستهدفة عند الإحداثيات (٤، ٥)، فيجب أن تكون الخلية السابقة إما (٤، ٤) أو (٣، ٥). لأنها تبعد ثماني خطوات عن البداية. (هذا يدل على وجود أكثر من (أقصر مسار واحد.) نختار عشوائيًا (٣، ٥). من كل خلية مختارة تحمل علامة n، نختار خلية تحمل الرقم n – 1 حتى يتم اختيار الخلية S التي تحمل الرقم ٠. قائمة الخلايا المحددة هي:

(٤، ٥)، (٣، ٥)، (٣، ٤)، (٣، ٣)، (٢، ٣)، (٢، ٢)، (٢، ١)، (٣، ١)، (٤، ١)، (٤، ٠).

شكل (٢-٣)a بعد خمس دورات من خوارزمية ديكسترا. b خريطة الشبكة النهائية ذات أقصر مسار ملحوظ.

(٢-٢-٢) خوارزمية ديكسترا مع التكاليف المتغيرة

(Dijkstra's Algorithm with Variable Costs)

تفترض هذه الخوارزمية والمثال في الشكل (٢-٤) أن تكلفة اتخاذ خطوة من الانتقال من خلية إلى أخرى ثابت: يضيف السطر الثالث من الخوارزمية ١ إلى التكلفة لكل خلية يمكن تعديل

خوارزمية ديكسترا لتأخذ في الاعتبار التكلفة المتغيرة. في كل خطوة. لنفترض أن منطقة في البيئة مغطاة بالرمل وأنه يصعب على الروبوت التحرك عبر هذه المنطقة. في الخوارزمية، بدلاً من إضافة ١ إلى تكلفة كل خلية مجاورة، يمكننا إضافة k إلى تكلفة كل خلية رملية مجاورة لتعكس التكلفة الإضافية.

تحتوي الشبكة الموجودة على يسار الشكل (٢-٥) على بعض الخلايا المميزة بخط قطري إلى تشير إلى أنها مغطاة بالرمال وأن تكلفة المرور عبرها هي ٤ وليس ١ أقصر مسار، الموضح باللون الرمادي، يتكون من ١٧ خطوة ويكلف ١٧ أيضًا لأن يلتف حول الرمال.

شكل (٢-٤) خوارزمية ديكسترا (Dijkstra) لتخطيط المسار على خريطة شبكية (Grid Map).

يتم عرض أربع مراحل من تنفيذ الخوارزمية، ابتداءً من المخطط الموجود في الزاوية العلوية اليسرى.

شكل (٢-٥) خوارزمية ديكسترا (Dijkstra) مع كلفة متغيّرة لكل خلية (المخطط الأيسر: الكلفة = ٤، المخطط الأيمن: الكلفة = ٢).

يعتمد أقصر مسار على الكلفة المخصَّصة لكل خلية.يظهر المخطط الأيمن أقصر مسار عندما تكون كلفة المرور عبر خلية تحتوي على الرمل تساوي ٢ فقط. طول المسار هو ١٢ خطوة، على الرغم من أن كلفته تساوي ١٤، وذلك عند أخذ التحرّك عبر خطوتين داخل الرمل بنظر الاعتبار.

(٢-٣) خوارزمية ديكسترا (Dijkstra) لخريطة مستمرة

(Dijkstra’s Algorithm for a Continuous Map)

في الخريطة المستمرة تكون المنطقة عبارة عن مستوى هندسي ثنائي الأبعاد عادي. أحد الأساليب لاستخدام خوارزمية ديكسترا في خريطة مستمرة هو تحويل الخريطة إلى رسم بياني متقطّع، وذلك برسم خطوط عمودية من الحافتين العلوية والسفلية للبيئة إلى كل زاوية من زوايا العوائق. يؤدي هذا إلى تقسيم المنطقة إلى عدد محدود من المقاطع، يمكن تمثيل كل مقطع منها كـ عقدة (Node) في رسم بياني.

يُظهر المخطط الأيسر في الشكل (٢-٦) سبعة خطوط عمودية تقسّم الخريطة إلى عشرة مقاطع، وهي ممثَّلة في الرسم البياني في الشكل(٢-٧). تُعرَّف حواف الرسم البياني من خلال علاقة التجاور بين المقاطع؛ إذ توجد حافة موجهة من المقطع A إلى المقطع B إذا كانا يشتركان في

حدّ مشترك. على سبيل المثال، توجد حواف من العقدة ٢ إلى العقدتين ١ و٣ لأن المقاطع المقابلة تشترك بحد مع المقطع ٢. ما هو أقصر مسار بين الرأس ٢ الذي يمثّل المقطع الذي يحتوي نقطة البداية، والرأس ١٠ الذي يمثّل المقطع الذي يحتوي الهدف؟

إن نتيجة تطبيق خوارزمية ديكسترا هي:

$$S \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow 9 \rightarrow 10 \rightarrow G$$

على الرغم من أن هذا هو أقصر مسار من حيث عدد الحواف في الرسم البياني، إلا أنه ليس أقصر مسار في البيئة الفعلية. والسبب هو أننا أسندنا كلفة ثابتة لكل حافة، مع أن مقاطع الخريطة ذات أحجام مختلفة. وبما أن كل رأس يمثّل مقطعاً كبيراً من البيئة، فنحن بحاجة إلى معرفة كيف يُترجَم الانتقال من رأس إلى آخر إلى حركة فعلية من مقطع إلى مقطع. يُظهر المخطط الأيمن في الشكل(٢-٦) إحدى الإمكانيات: حيث يُربط كل مقطع بمركزه الهندسي، والمشار إليه بتقاطع الخطوط القطرية المنقّطة في الشكل.

شكل (٢-٦) تقسيم خريطة مستمرة باستخدام خطوط عمودية، والمسار المار عبر المقاطع

شكل (٢-٧)الرسم البياني المُنشأ من الخريطة المستمرة المُقسَّمة

تكون مواضع البداية والهدف عند مواقعها الهندسية الفعلية. وعلى الرغم من أن هذه الطريقة معقولة في حال عدم توفر معرفة إضافية عن البيئة، إلا أنها لا تعطي المسار الأمثل، إذ إن المسار الأمثل ينبغي أن يبقى قريبًا من حدود العوائق.

يوضح الشكل (٢-٨) منهجًا آخر لتخطيط المسار في خريطة مستمرة، حيث يستخدم رسم بياني للرؤية (Visibility Graph). في هذا الرسم البياني يمثّل كل رأس زاويةً من زوايا العوائق، إضافة إلى رؤوس تمثّل موقعي البداية والهدف. توجد حافة من الرأس إلى الرأس إذا كانت الزوايا المقابلة مرئية لبعضها البعض. فعلى سبيل المثال، توجد حافة من C إلى E لأن الزاوية E من العائق الأيمن مرئية من الزاوية C من العائق الأيسر. يوضّح الشكل(٢-٩) الرسم البياني المتكوّن من هذه العقد والحواف، والذي يمثّل جميع المرشحين للمسار الأقصر بين موقعي البداية والهدف.

من السهل ملاحظة أن المسارات في الرسم البياني تمثّل مسارات في البيئة الحقيقية، إذ يمكن للروبوت ببساطة الانتقال من زاوية إلى زاوية. وتُعد هذه المسارات الأقصر لأنه لا يمكن لأي مسار—مثلًا من A إلى B—أن يكون أقصر من الخط المستقيم بين A وB. تعطي خوارزمية ديكسترا أقصر مسار على النحو التالي:

$$S \rightarrow D \rightarrow F \rightarrow H \rightarrow G$$

في هذه الحالة، يكون أقصر مسار من حيث عدد الحواف هو أيضًا أقصر مسار هندسيًا. ومع ذلك، وعلى الرغم من كونه أقصر مسار، فإن روبوتًا حقيقيًا لا يستطيع اتباع هذا المسار لأنه ذو حجم غير مهمل، وبالتالي لا يمكن لمركزه أن يسير بمحاذاة حدود العوائق مباشرة. يجب على الروبوت الحفاظ على مسافة دنيا من كل عائق، ويمكن تنفيذ ذلك عن طريق توسيع حجم

العوائق بمقدار حجم الروبوت (المخطط الأيمن في الشكل(٢-٩)).يكون المسار الناتج مسارًا أمثل ويمكن للروبوت اجتيازه بأمان.

شكل (٢-٨) خريطة مستمرة مع خطوط من زاوية إلى زاوية، والمسار المار عبر الزوايا

شكل(٢-٩) الرسم البياني المُنشأ من الخريطة المستمرة المُقسَّمة

(٢-٤)تخطيط المسار باستخدام خوارزمية A*

(Path Planning with the A* Algorithm)

تبحث خوارزمية ديكسترا (Dijkstra) عن خلية الهدف في جميع الاتجاهات؛ وقد يكون ذلك فعّالًا في بيئة معقّدة، لكنه غير فعّال عندما يكون المسار بسيطًا، مثل خط مستقيم نحو خلية الهدف. انظر إلى المخطط العلوي الأيمن في الشكل(٢-٤): بالقرب من الزاوية العلوية اليمنى للعائق الأوسط توجد خلية تبعد ١٩ خطوة عن خلية البداية. وبعد خطوتين إضافيتين إلى اليسار، ستوجد خلية موسومة بالقيمة ٢١ لها مسار نحو خلية الهدف غير محجوب بعائق. من الواضح أنه لا يوجد سبب للاستمرار في استكشاف المنطقة الواقعة إلى يسار الشبكة، لكن خوارزمية ديكسترا تواصل القيام بذلك. سيكون من الأكثر كفاءة لو كانت الخوارزمية تعرف بطريقة ما أنها قريبة من خلية الهدف.

تشبه خوارزمية A* خوارزمية ديكسترا (Dijkstra)، لكنها غالبًا أكثر كفاءة لأنها تستخدم معلومات إضافية لتوجيه البحث. تأخذ خوارزمية A* في الاعتبار عدد الخطوات من خلية البداية بالإضافة إلى دالة تخمين (Function Heuristic) التي تشير إلى الاتجاه المفضّل للبحث. سابقًا، استخدمنا دالة الكلفة g(x,y) التي تعطي العدد الفعلي للخطوات من خلية البداية. كانت خوارزمية ديكسترا توسّع البحث بدءًا بالخلية ذات أعلى قيمة g(x,y). في خوارزمية A*، تُحسب دالة الكلفة f(x,y) بجمع قيم دالة التخمين h(x,y) :

$$(f(x,y)=g(x,y)+h(x,y$$

[١٠]،نوضّح خوارزمية A* باستخدام دالة التخمين التي تمثل عدد الخطوات من خلية الهدف G إلى الخلية (x, y) دون أخذ العوائق في الاعتبار. يمكن حساب هذه الدالة مسبقًا وتظل متاحة طوال تنفيذ الخوارزمية. الشكل (a2-10) يظهر دالة التخمين الخاصة بالخريطة في الشكل (a2-2) . في المخططات، سنُتابع قيم الدوال الثلاث عن طريق عرضها في زوايا مختلفة لكل خلية كما هو موضح في الشكل المجاور:

يُظهر الشكل (b2-10) خريطة الشبكة بعد خطوتين من تنفيذ خوارزمية A*. الخلايا (٣,١) و (٣,٠) نفس الكلفة f: إحداهما أقرب إلى S (من حيث عدد الخطوات الفعلية) والأخرى أقرب إلى G (وفق التخمين)، لكن كلتاهما لهما نفس الكلفة ٧. تحتاج الخوارزمية إلى الحفاظ على

هيكل بيانات للخلايا المفتوحة، وهي الخلايا التي لم تُوسّع بعد. نستخدم التمثيل ، حيث و صف وعمود الخلية و هي قيمة f للخلية. في كل مرة تُوسّع فيها خلية مفتوحة، تُزال من القائمة وتُضاف الخلايا الجديدة. ترتّب القائمة بحيث تظهر الخلايا ذات القيم الأدنى أولا، مما يسهل تحديد أي خلية يتم توسيعها بعد ذلك. تكون القوائم الثلاث الأولى المقابلة للشكل (b2-10) كما يلي:

(٥,٠,٤)

(٥,١,٤),(٧,٠,٣)

(٧,٠,٣),(٧,١,٣)

شكل (٢-١٠) aدالة التخمين (Heuristic Function)b. أول خطوتين (تكرارين) من تنفيذ خوارزمية A*

شكل(٢-١١)a خوارزمية A* بعد ٦ خطوات. b خوارزمية A* تصل إلى خلية الهدف وتجد أقصر مسار

يوضح الشكل (a2-11). خريطة الشبكة بعد ست خطوات. يمكن ملاحظة ذلك من خلال النظر إلى قيم g في الزاوية العلوية اليسرى لكل خلية. قائمة الخلايا المفتوحة الحالية هي:

(٩,٣,٣), (١١,٠,١),(١١,١,١), (١١,٣,١).

تختار خوارزمية A* توسيع الخلية (٩,٣,٣) ذات أقل قيمة f. الخلايا الأخرى في القائمة لها قيمة f = 11 ويتم تجاهلها على الأقل في الوقت الحالي. عند الاستمرار (الشكل (b2-11)) يتم الوصول إلى خلية الهدف بقيمة f = 9، ويُعرض أقصر مسار باللون الرمادي. كانت القائمة الأخيرة قبل الوصول للهدف:

(٩,٥,٣), (٩,٤,٤), (١١,٠,١), (١١,١,١), (١١,٣,١).

لا يهم أي من العقد ذات القيمة ٩ يُختار، ففي كلتا الحالتين تصل الخوارزمية إلى خلية الهدف (٩,٥,٤). لم تُستكشف جميع الخلايا في الجزء العلوي الأيمن من الشبكة لأن الخلية (٣,١) لها قيمة f = 11، وهذه لن تكون أصغر قيمة أبدًا. بينما استكشفت خوارزمية ديكسترا جميع الـ ٢٤ خلية الغير عائقية، استكشفت خوارزمية A* 17 خلية فقط.

مثال أكثر تعقيدًا لخوارزمية A* لنطبق خوارزمية A* على خريطة الشبكة في الشكل (٢-٥). تذكر أن هذه الخريطة تحتوي على رمل في بعض الخلايا، لذلك ستعطي دالة g قيمًا أعلى لتكلفة الانتقال إلى هذه الخلايا. المخطط العلوي الأيسر في الشكل (٢-١٢) يوضح دالة g كما حسبتها خوارزمية ديكسترا المخطط العلوي الأيمن يوضح دالة التخمين h، أي عدد الخطوات من الهدف في غياب العوائق والرمل. تُظهر بقية الشكل أربع مراحل من تنفيذ الخوارزمية التي تؤدي إلى أقصر مسار نحو الهدف.

من المخطط الأوسط الأيسر نرى أنه ليس من الضروري البحث نحو الأعلى واليسار، لأن قيم f للخلايا فوق وإلى يسار S أعلى من القيم على يمين وتحت S. في المخطط الأوسط الأيمن، تحتوي أول خلية رمل على قيمة ١٣، لذلك تستمر الخوارزمية في توسيع الخلايا ذات الكلفة الأقل ١٢ إلى اليسار. في المخطط السفلي الأيسر، نلاحظ أن البحث لا يستمر في أسفل يسار الخريطة لأن الكلفة ١٦ أعلى من الكلفة ١٤ بمجرد أن يترك البحث منطقة الرمل. من تلك النقطة، يتم الوصول إلى خلية الهدف G بسرعة كبيرة.

كما في خوارزمية ديكسترا، يتم إيجاد أقصر مسار عن طريق التتبع العكسي عبر الخلايا ذات قيم g الأقل حتى الوصول إلى خلية البداية. بالمقارنة بين الشكلين (٢-٤) و(٢-١٢)، نلاحظ أن خوارزمية A* زارت ٧١٪ فقط من الخلايا التي زارتها خوارزمية ديكسترا. على الرغم من أن خوارزمية A* تحتاج إلى عمل إضافي لحساب دالة التخمين، فإن انخفاض عدد الخلايا التي تم زيارتها يجعل الخوارزمية أكثر كفاءة. علاوة على ذلك، تعتمد دالة التخمين هذه فقط على المنطقة التي يتم البحث فيها وليس على العوائق؛ وحتى إذا تغيّر مجموعة العوائق، فلن تكون هناك حاجة لإعادة حساب دالة التخمين.

شكل (٢-١٢)خوارزمية A* أعلى اليسار: عدد الخطوات للوصول إلى الهدف. أعلى اليمين: دالة التخمين (Heuristic Function). المخططات الوسطى والسفلية: تُظهر أربع خطوات من تنفيذ الخوارزمية.

(٢-٥) تتبّع المسار وتجنّب العوائق

(Path Following and Obstacle Avoidance)

تناول هذا الفصل والفصل السابق مهمتين مختلفتين لكنهما مترابطتان، وهما: تخطيط المسار عالي المستوى وتجنّب العوائق منخفض المستوى. فكيف يمكن دمج هاتين المهمتين؟ أبسط طريقة هي إعطاء الأولوية لخوارزمية المستوى المنخفض (الشكل ٢-١٣). فمن الواضح أن تجنّب الاصطدام بمشاة أو الالتفاف حول حفرة في الطريق أهم من سلوك أقصر طريق إلى المطار. يكون الروبوت عادةً في حالة القيادة، ولكن عند اكتشاف عائق، ينتقل إلى حالة تجنّب العائق. وعندما يتم تجاوز العائق، يعود الروبوت إلى حالة تخطيط المسار بحيث يمكن إعادة حساب المسار.

تعتمد الاستراتيجية الخاصة بدمج الخوارزميتين على طبيعة البيئة. فقد يستغرق إصلاح طريق عدة أسابيع، لذلك يكون من المنطقي إضافة العائق إلى الخريطة. عندها ستأخذ خوارزمية تخطيط المسار هذا العائق بالحسبان، ومن المرجّح أن يكون المسار الناتج أفضل من مسار يتم

تعديله في اللحظة الأخيرة بواسطة خوارزمية تجنّب العوائق. وعلى الطرف الآخر، إذا كان هناك عدد كبير من العوائق المتحركة العوائق مثل المشاة الذين يعبرون الشارع، يمكن أن يكون سلوك تجنّب العوائق ببساطة هو التوقّف عن الحركة والانتظار إلى أن تبتعد العوائق. عندها يمكن استئناف الخطة الأصلية مباشرةً دون الحاجة إلى تغيير المسار أو اتخاذ طرق التفافية.

شكل (٢-١٣) دمج تخطيط المسار وتجنّب العوائق

(٢_٦) الاستنتاجاتConclusions

تتطلب الحركة الروبوتية الدقيقة في بيئة غير مؤكدة أن يمتلك الروبوت خريطة للبيئة. يجب الاحتفاظ بهذه الخريطة في حاسوب الروبوت؛ ويمكن أن تكون إما خريطة شبكية من الخلايا أو تمثيلًا بيانيًا لخريطة متصلة. في بيئة غير مؤكدة، لن تكون الخريطة متاحة للروبوت عادةً قبل بدء مهامه. يستخدم الروبوت خوارزمية الحدود لإنشاء خريطة أثناء استكشافه لمحيطه. يمكن إنشاء خرائط أكثر دقة إذا كان لدى الروبوت بعض المعرفة ببيئته، على سبيل المثال، أن البيئة هي داخل مبنى يتكون من غرف وممرات مستطيلة. تستخدم خوارزميات التحديد المتزامن للموقع ورسم الخرائط (SLAM) عملية تكرارية لإنشاء خريطة مع تصحيح أخطاء التحديد في الموقع أيضًا.

يُعدّ تخطيط المسار سلوكًا عالي المستوى للروبوت المتنقّل، ويتمثل في إيجاد أقصر مسار من موقع البداية إلى موقع الهدف داخل البيئة. يعتمد تخطيط المسار على خريطة تُظهر العوائق. تقوم خوارزمية ديكسترا بتوسيع أقصر مسار إلى أي خلية يتم الوصول إليها حتى تلك اللحظة. أمّا خوارزمية A* فتُقلّل عدد الخلايا التي تتم زيارتها من خلال استخدام دالة إرشادية (Heuristic) تشير إلى اتجاه خلية الهدف. يعتمد تخطيط المسار على رسم بياني مثل خريطة شبكية (Grid Map)، كما يمكن تنفيذه أيضًا على خريطة مستمرة من خلال إنشاء رسم بياني للعوائق انطلاقًا من الخريطة. ويمكن للخوارزميات أن تأخذ بنظر الاعتبار تكاليف متغيّرة لزيارة كل خلية. يجب دمج تجنّب العوائق منخفض المستوى مع تخطيط المسار عالي المستوى.

References. المصادر

[١]. Bailey, T., Durrant-Whyte, H.: Simultaneous localization and (mapping: part ii. IEEE Robot. Autom. Mag. 13(3), 108–117 (2006

[٢]. Durrant-Whyte, H., Bailey, T.: Simultaneous localization and (mapping: part i. IEEE Robot. Autom. Mag. 13(2), 99–110 (2006

[٣]. Grisetti, G., Kümmerle, R., Stachniss, C., Burgard, W.: A tutorial on (graph-based slam. IEEE Intell. Transp. Syst. Mag. 2(4), 31–43 (2010

[٤] Thrun, S., Burgard, W., Fox, D.: Probabilistic Robotics. MIT Press, (Cambridge (2005

[٥] Yamauchi, B.: A frontier-based approach for autonomous exploration. In: IEEE International

Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, (pp. 146–151 (1997

[٦] LaValle, S.M.: Planning Algorithms. Cambridge University Press, (Cambridge (2006

[٧] Siegwart, R., Nourbakhsh, I.R., Scaramuzza, D.: Introduction to ،Autonomous Mobile Robots

(nd edn. MIT Press, Cambridge (2011٢

[٨] (Latombe, J.C.: Robot Motion Planning. Springer, Berlin (1991.

[٩] Cormen, T.H., Leiserson, C.E., Rivest, R.L., Stein, C.: Introduction to Algorithms, 3rd edn. MIT

(Press, Cambridge (2009

[١٠] Russell, S., Norvig, P.: Artificial Intelligence: A Modern Approach, (3rd edn. Pearson, Boston (2009