

利用 AUGMENTED OPERATOR 实现高效性和一致性

顺畅操作

Augmented Operator 专门开发用于识别、阐明和演示如何可靠解决潜在问题，通过利用大量可用数据和人工智能功能，为运营商实现卓越性能提供支持。

—
Ruomu Tan
Benedikt Schmidt
Benjamin Kloepper
Arzam Kotriwala
Pablo Rodriguez
ABB 集团研究中心
过程自动化
德国拉登堡

ruomu.tan@de.abb.com
benedikt.schmidt@
de.abb.com
benjamin.kloepper@
de.abb.com
arzam.kotriwala@
de.abb.com
pablo.rodriguez@
de.abb.com

Divya Sheel
Chandrika KR
ABB 集团研究中心
过程自动化
印度班加罗尔

divya.sheel@in.abb.com
chandrika.k-r@
in.abb.com

Anne Lene Rørmuldt
OKEA
挪威克里斯蒂安松

Hadil Abukwaik
ABB 前员工

控制室操作员的行为会对正常运行时间、产品质量、产量和安全性产生重大直接影响，甚至基本上会影响工业绩效的所有方面 → 01。为了确保操作的一致性和高效性，如今，操作员可以利用大量可用的行业相关数据。

将数据与深度学习模型相结合，可能会带来深刻的变革性机遇。认识到该等可能性，ABB 已率先开发了多个分析工具，以充分利用这些数据。

得益于石油和天然气公司 OKEA 和 ABB 之间建立的长期合作关系，Augmented Operator 项目于 2020 年启动，其首要目标是为工厂运营商实现卓越运营提供支持。ABB 使用深度学习和 Transformer 模型、过程挖掘、图谱搜索以及因果分析方法，开发出全面且易用的决策支持工具。这些工具可以访问和分析现有数据源，例如：历史流程、报警和事件数据、审计跟踪、工程文件、标准和安全程序。这样，ABB Augmented Operator 将帮助运营商应对并解决工厂异常情况。利用从挪威 OKEA 石油平台 Draugen 获取的数据，对 ABB Augmented Operator 成功进行了现场测试，结果显示，它可以满足真实工业环境的严苛要求。

Augmented Operator 工作流

ABB Augmented Operator 工作流使用人工智能（AI）功能，专门用于解决所有工

厂运营商都会面临的五大关键问题 → 02:

- 是否有问题发生？
- 为什么会发生问题？
- 可以采取哪些措施？
- 这些措施是否有效？
- 以前发生过同样的问题吗？

是否有问题发生？

为了确定是否存在问题，Augmented Operator 通过长短期记忆（LSTM）/ 循环神经网络（RNN）和卷积神经网络（CNN）以及自动编码器，使用深度学习模型对过程数据进行训练，从而为操作员执行监控任务提供支持。这些模型能

—
Augmented Operator 项目由 OKEA 和 ABB 联合启动，旨在为运营商实现卓越性能提供支持。

够尽早检测到偏差（过程中潜在不良行为的特征），让操作员有足够时间进行干预，防止系统停运。除了时效性之外，获取此类信息的便捷性也非常重要。因此，深度学习模型是以一种能够实现客户自助服务的方式创建的；模型的输入信号来自操作屏幕和过程拓扑。Augmented Operator 还可以突出显示导致当前异常的标记，以便用户可以相应地采取特定措施。



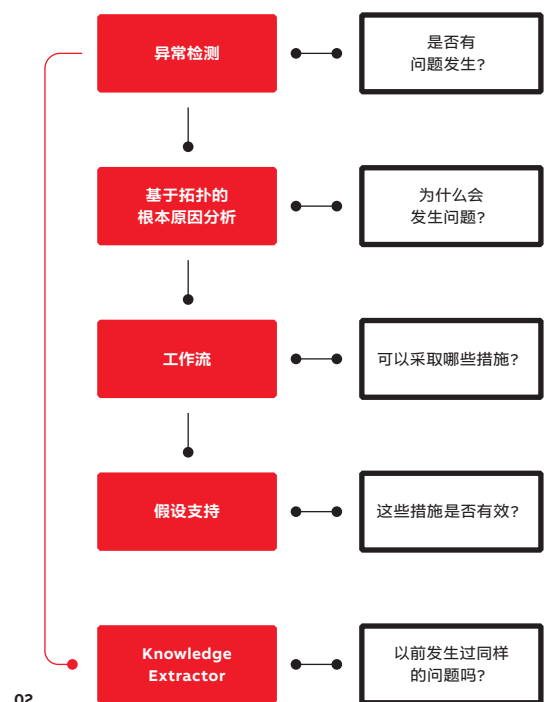
01

— 01 由 OKEA 运营的挪威海 Draugen 石油平台。

— 02 图中显示了 Augmented Operator 工作流，可为操作员处理异常情况提供支持。

过程数据异常检测是 Augmented Operator 工作流的切入点→02。当早期特征出现时，模型会检测到这些特征，并将其当作异常。还会向操作员提供与异常相关的信息，例如，操作员可以采取哪些措施来防止该异常情况发展为更严重的问题，或减轻对过程的影响。此外，这些信息会被传输到 Augmented Operator 的其他功能。

为了避免互操作性问题，异常检测功能经过专门设计，可与 ABB 数字化工具相兼容→03，并且已载入 ABB Genix™ Model Fabric。因此，它可以接收时间序列数据，计算异常指标和过程变量的影响，从而实时提供有关过程性能的信息→03。

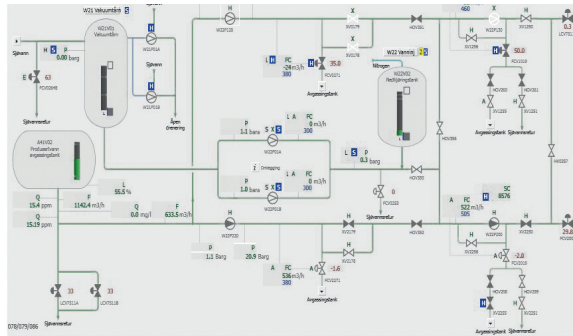


为什么会发生问题？

另一优势是具备根本原因分析支持功能 →03。在此情况下，这一功能会从异常检测模型接收异常标记，并检测可能相关的过程信号和执行器。它可以通过对现有工程构件、各种图表和过程拓扑模型，以及操作信息。此外，事件的实时和历史，警报数据及变量，得出一组所触发报警的场景。产生的结果会以一种新的报警呈现方式显示，并且附有检测到的异常和丰富的场景信息，包括基于过程或工厂拓扑模型的依存关系，以及所有相关报警的时间顺序 →04。这些功能

可为操作员提供帮助，使其在分析过程中实际查找必要信息并在心理上捕获信息时，面临较少的人工操作挑战[1-3]。

ABB 的解决方案依赖于转移熵，在统计学上确认从工厂拓扑模型推导出的假定因果关系。对于在过程模型中被确定为对不良事件具有影响最大的过程变量的执行器，系统会突出显示。这样，操作员可以更轻松地决定如何纠正不良情况。通过确定因果关系，操作员能够轻松排除故障并解决问题。

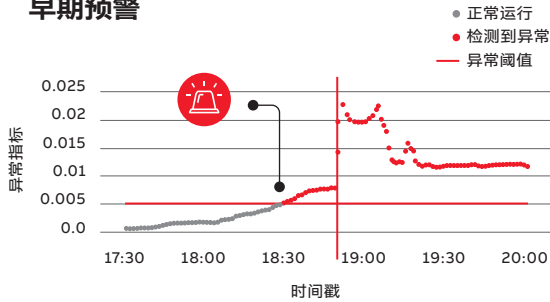


异常检测

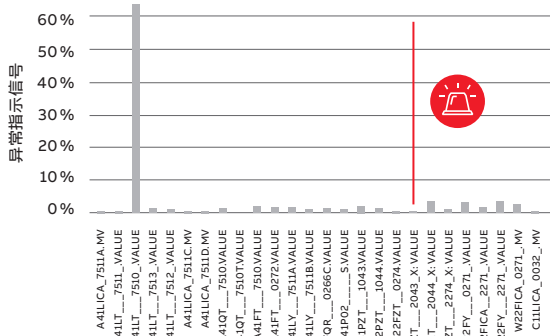
过程数据

向 HMI 报告异常

早期预警



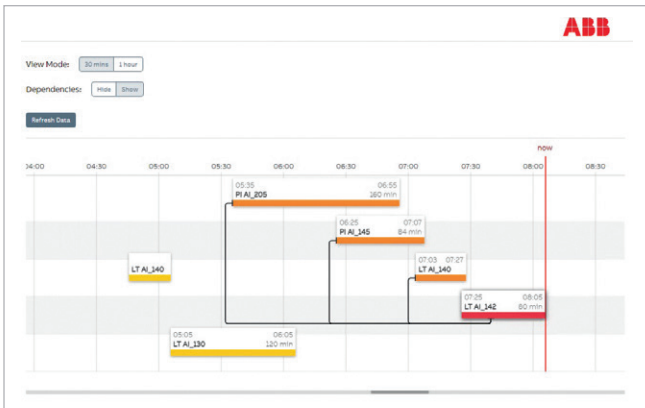
导致异常的信号



03

Priority	Source	Description	Start Time	End Time
2	PI AI_205	Pressure in compression station	19/11/2020 - 15:45	19/11/2020 - 17:05
2	PI AI_145	Gas pressure in separator Low	19/11/2020 - 16:35	19/11/2020 - 17:17
2	LT AI_140	Water level in separator High	19/11/2020 - 17:13	19/11/2020 - 17:37
1	LT AI_142	Oil level in separator High High	19/11/2020 - 17:35	19/11/2020 - 18:15
3	LT AI_130	Oil level in second separator Low	19/11/2020 - 15:15	19/11/2020 - 16:15
3	LT AI_140	Water level in second separator Low	19/11/2020 - 14:55	19/11/2020 - 15:15

04





05

—
03 此图显示了异常检测和基于影响的根本原因分析。

—
04 此图显示了基于拓扑的智能报警列表屏幕截图。

—
05 Draugen 石油平台的控制室设置，ABB 预期此类控制室操作可以从 Augmented Operator 中受益。

可以采取哪些措施？

操作员不仅必须发现出现的潜在问题，还必须确定可以采取哪些措施来纠正或调整这些问题 → 05。由于 Augmented Operator 能够从操作员的过往历史操作中学习，并将相关知识概括为工作流文档，因此操作员现在可以决定如何以最佳方式处理有问题的情况。

经验丰富的操作员可能会了解在大多数情况下需要采取什么措施，但对于新手级操作员而言，不要说是鲜少发生的困难情况，即使是一些经常发生的情况，也会让他们感到难以应付。借助工作流文档中的流程改进蓝图，Augmented Operator 可为所有操作员提供支持，无论操作员是否具有相关经验。

工厂历史记录包括对操作员在工厂内互动的审计跟踪。通过此干预日志，可以了解操作员之前是如何与工厂进行交互的。该日志包括有关阀门开闭的提示，以及系统覆盖和设定值更改。通过分析历史措施的时间流，还可以抽取所执行措施之间的反应时间和等待时间。工作流挖掘技术可以利用这些信息抽取各种工厂情况的蓝图流程 → 06。可以通过此流程分析的常见情况包括报警响应活动、组件启动或关闭，旨在帮助操作员做出决策 → 06。

这些措施是否有效？

仅仅为操作员提供可能的行动步骤，制定各种工厂情况的蓝图，并不足以确保在异常情况发生时维持平稳运行；操作员必须确信他们采取的措施会起作用。Augmented Operator 可提供这种确定性。

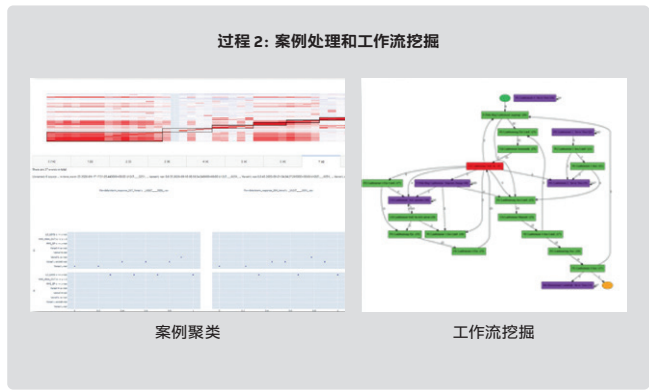
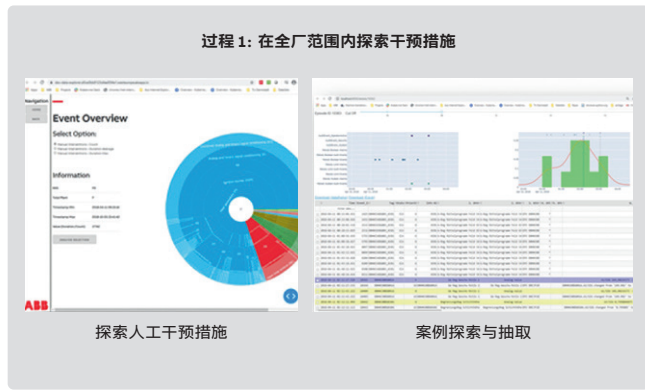
一旦从操作员的历史操作中发现可能的行动方案，操作员就可以使用“假设”工具测试此程序是否会产生任何不良副作用。这一功能非常有用，允许操作员在实际系统中执行操作之前，对设定值更改或执行器定位之类的操作进行测试。

必须注意的是，这种工具既有优点也有缺点。尽管对于此类功能而言，过程模拟器看似是完美的匹配工具，但在某些行业中，复杂性可能会成为问题。对于以化工、石油和天然气行业为代表的中等复杂过程，此类模拟器与实际过程相比，仅可达到 5 到 10 倍的加速因子。如果在一个操作执行后，需要大约 1 小时才能稳定下来，那么操作员必须等待 6 到 12 分钟才能启动响应。由于响应时间间隔过长，操作

—
ABB 认识到，将数据与深度学习模型相结合，可能会带来深刻的变革性机遇。

员不能以交互迭代法测试多个替代操作方案，这是一个潜在缺点，在某些情况下可能会增加风险。

为了克服基于第一性原理的过程模拟器的缺点，针对 Augmented Operator 工作流开发了基于机器学习的代理模型。这一方面的关键是要正确捕获过程转换信息，包括与报警限值有关的超调/欠调，或在操作员执行操作后直至达到稳定状态的时间间隔。



06

测试“假设”模型方法

现在，挪威 OKEA Draugen 石油平台 →02 已采用了 Augmented Operator 系统方法，配备 800xA 模拟器系统，并且可以使用从协同操作中心收集的丰富历史数据。上述假设模型根据 Draugen 运营商提供的规格进行了测试。目的是要捕获操作员对 Draugen 回注水系统中一台主泵转速（RPM）所做的更改；并提前十分钟预测这些 RPM 更改对下行流向油井中所遇到的

—

Augmented Operator 工作流使用 AI 功能, 专门设计用于解决五大关键问题。

相关跳闸信号的影响。为此，对具有 LSTM 架构的深度学习神经网络（DNN）进行了训练，以预测平台对 RPM 更改的响应 →07。经证实，这种深度 LSTM 神经网络架构适用于多维时间序列预测（如使用张量流等），因为它们可以保留记忆的场景信息，以解决时间和空间问题。该模型在真实环境（石油平台）中的成功运行证明，这一工具在中等复杂过程工业环境中是可行的。

以前发生过同样的问题吗？

Augmented Operator 的 Knowledge Extractor 可提供一种替代方法，能够进一步深入了解可能会发生的工厂事故，并通过分析过往类似情况来进行场景研究 →07。

假设操作员观察到洗涤器中的水位和油位设定值过于接近，因而导致强烈的相互作用。操作员可能希望知道之前是否发生过这种情况。目前，操作员可调查轮班日志和历史跳闸，以比较类似事件；这是一个需要人工操作的繁琐过程。Knowledge Extractor 组件使操作员能够部分截取感兴趣的趋势，并在过程数据中搜索先前发生的类似设定值更改 →08。

另外，Knowledge Extractor 允许通过提出自然语言问题（例如“如果洗涤器中的油位和水位设定值过于接近，应该怎么办？”）来快速访问事故报告等书面文档，这些文档通常是从服务工程师、分析师和其他工程公司收到的。

构建和测试 Knowledge Extractor

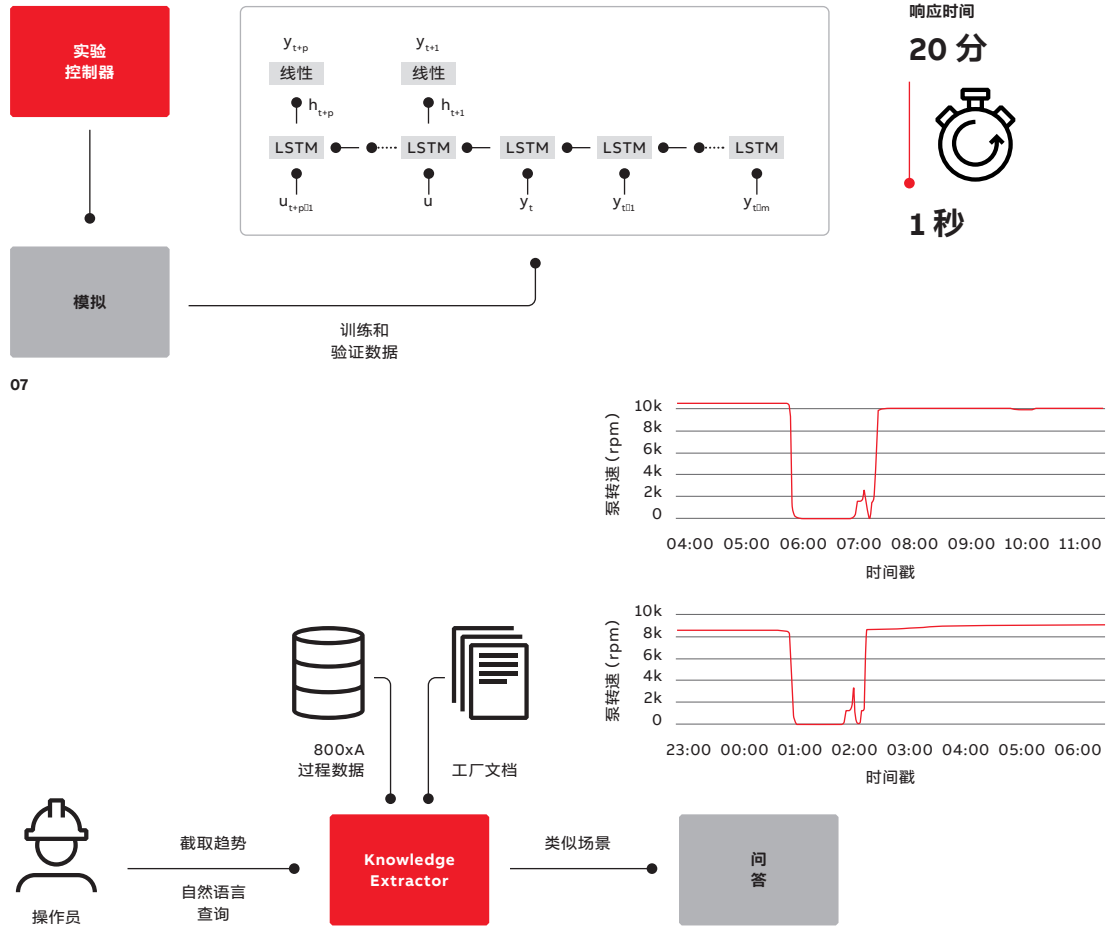
Knowledge Extractor 使用基于时间序列的模式挖掘技术来执行相似性搜索，旨在从过程历史数据中找到感兴趣的特定场景 →08。此外，它使用深度学习模型来理解自然语言，尤其是文字背后的含意。为了实现这一目的，对基于最新 Google 出版物 [4,5] 的预训练深度自然语言处理（NLP）模型进行了微调，以生成一种新型场景问答系统。ABB 的研究团队开发了多个原型，以解决系统面临的问题。

该原型使用真实的 Draugen 石油平台跳闸数据进行测试，应用于特定场景。例如，每当气体压力增加并超过特定阈值时，泵就会跳闸，脱气罐中的给水液位就会升高。每当操作员在跳闸发生后多次重新启

06 workflows挖掘过程的各个阶段，包括针对各种工厂情况启用蓝图过程的步骤和相关组件。

07 此图显示了对具有LSTM架构的DNN进行训练和验证的实验过程。

08 此图显示了Knowledge Extractor功能如何通过NLP使用自然语言查询来搜索上下文相似的场景。



参考文献

[1] D. Reising, et al., "Human performance models for response to alarm notifications in the process industries: An industrial case study," in *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, Los Angeles, CA, 2004.

[2] A. Kabir, et al., "Similarity analysis of industrial alarm flood data," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 10, no. 2, pp. 452–457, 2013.

[3] Y. Niwa and E. Hollnagel, "Enhancing operator control by adaptive alarm presentation," *International Journal of Cognitive Ergonomics*, vol. 5, no. 3, pp. 367–384, 2001.

[4] Raffel, Colin, et al. "Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer." in *JMLR*, Vol 21, issue 140, 2020, pp. 1-67.

[5] Kwiatkowski, Tom, et al. "Natural questions: a benchmark for question answering research." *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol. 7, 2019, pp. 453-466.

动泵时，就会生成相关的跳闸数据。借助 Knowledge Extractor 这一工具，可以从历史过程数据中找到类似的跳闸场景 → 08。此外，它还允许提出自然语言问题，以及

行的解决方案。ABB 的这一创新解决方案基于 OKEA 提供的丰富数据集进行了充分演示和验证，结果证明它在现实工业环境中是可行的。•

Augmented Operator 在 Draugen 平台上进行了测试和验证，结果证明它在真实环境中是可行的。

访问前几年的调整服务报告，这使操作员能够确定是吸入压力过低导致了多次泵跳闸。

ABB 开发的 Augmented Operator 工具专门设计用于解决五大关键问题，其不仅能够访问大量数据，识别并分析过去和现在的异常情况，还可以为操作员提供切实可