

基于物理信息的联合多 TE 超分辨率与隐式神经表示 用于稳健的胎儿 T2 映射

Busra Bulut^{1,2*}, Maik Dannecker^{3*}, Thomas Sanchez^{1,2}, Sara Neves Silva⁶,
Vladyslav Zalevsky^{1,2}, Steven Jia⁷, Jean-Baptiste Ledoux^{1,2}, Guillaume
Auzias⁷, François Rousseau⁸, Jana Hutter^{4,9}, Daniel Rueckert^{3,4,5}, and
Meritxell Bach Cuadra^{1,2}

¹ Department of Radiology, Lausanne University Hospital and University of
Lausanne, Lausanne, Switzerland

² CIBM Center for Biomedical Imaging, Lausanne, Switzerland

³ Chair for AI in Healthcare and Medicine, Technical University of Munich (TUM)
and TUM University Hospital, Munich, Germany

⁴ Department of Computing, Imperial College London, UK

⁵ Munich Center for Machine Learning (MCML), Munich, Germany

⁶ Biomedical Engineering Department, School of Biomedical Engineering and Imaging
Sciences, King's College London, London, UK

⁷ Institut de Neurosciences de la Timone, UMR 7289, CNRS, Aix-Marseille Universit
茅, 13005, Marseille, France

⁸ IMT Atlantique, LaTIM UMR 1101, Brest, France

⁹ Smart Imaging Lab, Friedrich-Alexander University Erlangen, Germany

*These authors contributed equally to this work.

busra.bulut@unil.ch

Abstract. 在胎儿脑部 MRI 中进行 T2 映射有潜力改善对发育中大脑的特征描述,尤其是在中场 (0.55T),此时 T2 衰减较慢。然而,这具有挑战性,因为胎儿 MRI 采集依赖于多组运动受干扰的厚切片,这需要切片到体积的重建 (SVR) 以估计一个高分辨率的三维体积。目前, T2 映射涉及在每个回波时间 (TE) 多次采集这些堆叠的图像,这导致扫描时间长,对运动敏感性高。我们采用一种方法解决该挑战,该方法联合重建跨越多个 TE 的数据,以应对严重的运动。我们的方法结合了隐式神经表示和模拟 T2 衰减的物理约束,能够在各个 TE 之间共享信息,同时保持解剖结构和定量 T2 的准确性。我们在模拟的胎儿脑和具有类似胎儿运动的活体成人数据集上展示了最先进的性能。我们还提出了首个在 0.55T 下的活体胎儿 T2 映射结果。我们的研究表明通过利用解剖冗余有可能减少每个 TE 在 T2 映射中的图像层数。

1 介绍

磁共振成像 (MRI) 因其无创性和优良的软组织对比度而成为围产期神经影像学的关键工具。T2 加权 (T2w) 成像在评估组织成熟度和检测早期大脑发育中的大脑异常方面尤为宝贵,但扫描仪和协议的变化限制了其在多中心研究中的应用。定量 T2 映射提供一致的、场强依赖的逐体素 T2 弛豫时间,通过与标准数据的比较,提高病理检测。在 0.55T 时, T2 映射受益于较慢的 T2 衰减和更

广泛的动态范围，加强对微妙组织对比度的可视化，尤其是在如深灰质等低信号区域。其低成本使其成为低资源环境中具有前途的 MRI 选择，支持对多样化、高风险人群的大脑成熟度的标准化评估。

为应对意外的胎儿运动并保持信噪比 (SNR)，采用单次快速自旋回波 (SS-FSE) 采集方法来获取厚 T2w 切片的二维堆栈，有效地冻结了切片内胎儿的运动。切片间运动和各向异性分辨率依然是个问题，因此需要采集后切片到体积重建 (SVR) 技术来实现连贯的高分辨率 (HR) 三维体积。这些方法通过迭代估计切片到体积的变换，随后进行高分辨率三维体积的超分辨率 (SR) 重建。传统的基于网格的 SVR 方法计算量大且在严重运动的情况下常常失效。最近采用隐式神经表示 (INRs) 的方法克服了这些限制，通过连续建模图像强度，实现了分辨率无关的重建和提高了计算效率。然而，除了一些特定方法外，这些方法是单模态的，因此在多对比度环境中次优。此外，据我们所知，现有的 INR 方法无法可靠地保留强度的定量信息，使得它们在 T2 映射等定量分析中的适用性尚未得到充分探索。

使用 SS-FSE 的定量 T2 映射需要在不同的 TE 进行多次采集，这加剧了胎儿运动的影响。此外，中场 (0.55T) 成像引入了较低的信噪比，这使得精确的重建和 T2 量化变得复杂。虽然现有方法可以应用于中场 MRI，但常规使用的方法只有 SVRTK [1–3]。然而，尽管 SVRTK 可以应用于不同 TE 采集的数据，它是独立地重建每个 TE，而忽略了共享的解剖信息。在 0.55T 的一些成人和模型研究中，采用了基于插值的方法进行 T2 量化，虽然达到了可靠的 T2 估计，但没有解决胎儿成像中固有的严重运动伪影 [4,5]。最后，针对 0.55T 胎儿成像的研究主要集中于使用回波平面成像 (EPI) 序列进行 T2* 映射：这导致快速的 3D 体积采集（不需要 SVR），但代价是分辨率较低和解剖对比度较低 [6–10]。

我们的方法通过整合一种联合的基于 INR 的重建框架来解决这些空白，专门为基于 SS-FSE 采集的中场胎儿 T2 成像提供稳健的解决方案。具体来说，我们提出了第一个使用 INRs 的物理信息联合多 TE 超分辨率重建 (SRR) 框架。我们的主要贡献可以总结如下：(i) 我们在一个共享的连续表示中联合重建所有 TE，以利用解剖冗余和 TE 之间的指数信号衰减，达到了最先进的重建质量，并在信号丢失的情况下对严重的运动具有强大的鲁棒性。(ii) 我们的设置完全是自监督的，从而在域外 TE 和中场设置下具有鲁棒性。(iii) 我们观察到只需要每个 TE 1 或 2 堆叠即可获得令人鼓舞的结果，实现高质量的重建和 T2 成像，这表明有可能减少采集时间。(iv) 我们展示了在 0.55T 获取的首个胎儿大脑的 T2 图像。

我们基于 Dannecker 等人设计的 SIREN 基础 SVR (SSVR) 进行构建。我们扩展了 SSVR 框架，通过利用它们之间的数据冗余，同时重建所有 TE 获取的 HR 体积，同时保持 T2 定量指标，如图所示。SSVR 方法使用 INR 模型来处理切片到体积的配准和重构任务，这类似于 NeSVoR。然而，当 NeSVoR 依赖于通过预训练的变换模型 SVoRT 进行切片预对齐以应对严重运动时，SSVR 完全是自监督的，分别依赖两个正弦表示网络 (SIREN)，分别处理运动校正和异常处理以及 SR 重构。我们在下面提供详细说明。

我们旨在估计 N 个未知的高分辨率体积 V^{TE_i} ，其中 i 索引了 N 个不同的回波时间。每个回波时间包含 3 组 2D 切片堆栈。我们将每个切片视为仅与其回波时间相关的独立观测（而非特定堆栈）。为了符号的清晰性且不失一般性，我们假设一个回波时间的所有堆栈的切片总数为 K 。

Slice Module。根据 SSVR [11]，一个仅对切片操作的三层 SIREN 执行运动校正和异常值处理。对于每个切片 k ，预测其刚性变换 $\mathbf{T}_{\psi_k}$ 。有关异常值系数的详细解释，请参阅 Dannecker 等人 [11]。

我们自监督的训练方案遵循之前基于 INR 的 SRR 工作中详细说明的原则。它以体素为单位操作：以一个 3D 体素坐标 $\mathbf{x}$ 作为输入，预测相应的高分辨率强度 $\{V^{TE_i}(\mathbf{x})\}_{i=0}^N$ 。然后，我们通过模拟实际的采集过程（即应用包括点扩散函数的标准连续前向模型 $\mathcal{F}$ ）来模拟低分辨率切片 $\{\hat{I}_k^{TE_i}(\mathbf{x})\}_{k=1}^K$ 。接下来，对于每个切片 $k \in [1 \dots K]$ ，我们根据

$$\mathcal{L}(V^{TE_i}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{1}{|X|} \sum_{\mathbf{x} \in X} |I_k^{TE_i}(\mathbf{T}_{\psi_k} \mathbf{x}) - \hat{I}_k^{TE_i}(\mathbf{x})|, \quad (1)$$

最小化真实切片测量值 $I_k^{TE_i}(\mathbf{x})$ 与模拟的低分辨率切片 $\hat{I}_k^{TE_i}(\mathbf{x})$ 之间的差异，其中 X 是坐标集， $\mathbf{T}_{\psi_k}$ 是预测的刚性运动校正。

1.1 T2 拟合与物理信息正则化： R_{T2}

在 T2-w HR 体积的一个体素中，跨越 TE 的信号演变可以通过从 Bloch 方程导出的单指数衰减来建模 [12]： $V^{TE}(\mathbf{x}) = M_0(\mathbf{x}) \exp(-TE/T_2(\mathbf{x}))$ ，其中 $M_0(\mathbf{x})$ 是初始磁化强度， $T_2(\mathbf{x})$ 是感兴趣的定量指标。取对数得出一个线性方程 $\log(V^{TE}(\mathbf{x})) = \log(M_0(\mathbf{x})) - TE/T_2(\mathbf{x})$ ，在定义以下变量后：

$$y(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \log(V^{TE_1}(\mathbf{x})) \\ \vdots \\ \log(V^{TE_N}(\mathbf{x})) \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 1 & TE_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & TE_N \end{bmatrix}, \quad \beta(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \log(M_0(\mathbf{x})) \\ -1/T_2(\mathbf{x}) \end{bmatrix},$$

采取形式 $y(\mathbf{x}) = D\beta(\mathbf{x})$ 。为清晰起见，在下列方程中我们省略对体素位置 $\mathbf{x}$ 的 y 和 β 的显式依赖。参数向量 β 可以使用普通最小二乘法（OLS）来估计：

$$\min_{\beta} \|D\beta - y\|_2^2 = \|D\beta^* - y\|_2^2, \text{ with } \beta^* = (D^T D)^{-1} D^T y$$

。我们利用这种体素级别的约束来正则化我们的 MC_{Reg} 的输出。我们鼓励预测 y 以最小化 OLS 的残差，即偏离指数模型的偏差。这产生以下正则化项。

$$r_{T2}(y) = \|D(D^T D)^{-1} D^T y - y\|_2^2 = \|Ay\|_2^2$$

其中 $A = D(D^T D)^{-1} D^T - I$ 是一个不依赖于体素位置 $\mathbf{x}$ 的投影残差矩阵，因此可以预先计算。然后，我们的最终正则化 R_{T2} 是在所有坐标上计算的：

$$R_{T2}(V^{TE_1}, \dots, V^{TE_N}) = \frac{1}{|X|} \sum_{\mathbf{x} \in X} r_{T2}(y(\mathbf{x})),$$

。这一正则化项保证了与基础 T2 衰减的一致性。由于 INRs 输出 y 本质上是逐体素计算的，这一公式不仅在概念上是一致的，而且在计算上是高效的，这使得逐体素正则化在我们的环境中特别合适。

我们评估了 SR Module 的 3 个变体（见图 ??）。我们将这些变体与最先进的启用 T2 映射后处理的 SVR 方法进行比较：SVRTK [1,3]。实际上，当前版本的 NeSVoR [13] 不能在不同 TE 之间保持原始强度范围，从而在拟合 T2 映射的指数衰减时产生不物理的值。因此，我们无法将其用作基线。

Table 1: 数据集的描述和高分辨率重建的分辨率 (res.)。

Dataset	Participants	Resolution (mm ³)	Magnetic Field	TEs (ms)	TR (ms)	HR Res. (mm ³)
FaBiAN	5	$0.8 \times 0.8 \times 4.5$	1.5T	220, 500, 690	12	$0.8 \times 0.8 \times 0.8$
Adult	10	$1.18 \times 1.18 \times 4.5$	0.55T	114, 200, 299	2.5	$1 \times 1 \times 1$
Fetal	2	$1.48 \times 1.48 \times 4.5$	0.55T	300, 397, 600	2.5	$0.8 \times 0.8 \times 0.8$

2 实验设置

数据。我们使用表 1 中描述的三个数据集来评估我们的方法。

1. 模拟胎儿大脑数据：使用 FaBiAN [14,15]，我们模拟了在 25、27、30、33、35 周孕龄 (GA) 的运动失真 T2w SS-FSE 采集。基于 [16] 的信号丢失也被模拟 (图 1)。同时模拟了一个分辨率为 0.8 mm^3 的高分辨率无运动卷，可以用来拟合参考 T2 图。
2. 体内成人数据 [5]：在洛桑医院使用 0.55T 西门子 MAGNETOM Free.Max (德国埃尔兰根) MRI 扫描仪对 10 名志愿者进行扫描 (获得瑞士沃州伦理委员会批准，项目编号：2024-04995)。该协议使用 SS-FSE 序列来模拟胎儿的采集。典型的胎儿 MRI 伪影，如切片间运动和信号丢失，在后处理中使用文献 [29] (Fig. 1) 中描述的方法进行模拟。参考的 SRR 和 T2 估计是通过重新采样至 1 mm^3 、去噪和三线性插值 [5] 从初始体积中得到的。
3. 体内胎儿数据：我们在伦敦圣托马斯医院使用 SS-FSE 序列采集了来自 2 名胎儿 (GA=32, 37) 的数据，经过伦理批准的 MEERKAT [REC: 21/LO/0742]、MiBirth [REC: 23/LO/0685]、NANO [REC: 22/YH/0210] 项目，并获得伦敦布朗普利伦理委员会的批准 (伦理代码 21/LO/0742) 共享给全球有兴趣的学术研究人员。本实验没有可用的参考 T2 图。数据在重建 [17] 之前经过去噪处理。

对于所有情况，每个 TE 获取了三个堆栈 (轴向、冠状、矢状)，总共有 3 个 TEs ($N = 3$)。注意，TE 值根据情况有所不同。对于 FaBiAN，它们符合典型的 1.5T 值 [2]。在成人中，TEs 涵盖了预期的 T2 衰减范围 [5]。对于体内胎儿成像，TEs 以经验方式从 1.5T [2] 进行了调整，考虑到在 0.55T 时较长的 T2。

3 结果与讨论

实验 1 – 模拟 1.5T 的胎儿数据。 基于 INR 的方法在准确的 T2 拟合 (MAE) 和图像质量 (SSIM) 方面明显优于传统方法 SVRTK (见表 2)。图 2 进一步表明，GM 的重建对于 SVRTK 来说尤其具有挑战性，表现出严重退化的质量，而基于 INR 的方法则显示出一致的 T2 拟合。

实验 2 – 在 0.55T 条件下进行的成年人数据体内消融研究。 定量和定性结果分别显示在表格 3 和图 3 中，比较了我们的框架 MC_{Reg} 在 MC 和 SC [11] 设置下的表现。在每个 TE 输入 3 堆栈的完整配置下，我们已经可以观察到 MC

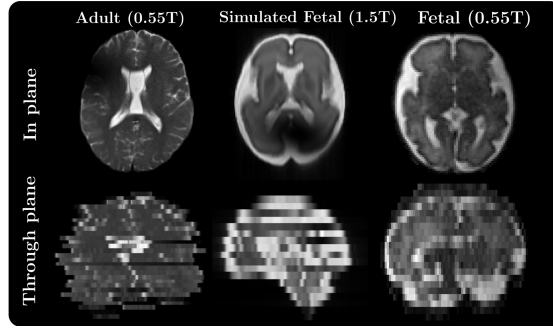


Fig. 1: Example of in-plane and through-plane slices of the different data sets used in the study (resp. TE=114 ms, 220 ms, 300 ms).

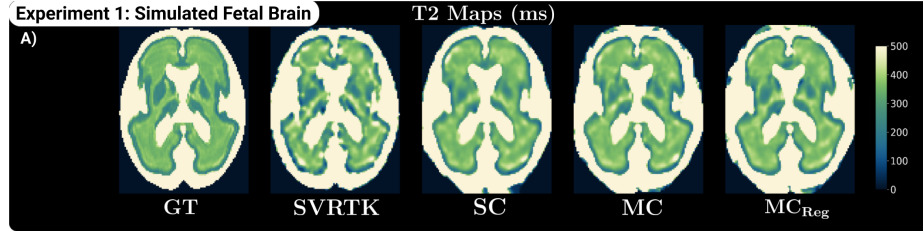


Fig. 2: 不同 SRR 方法计算的 T2 图在 FaBian 数据集上对于 GA=27 的比较。

设置相比于 SC [11] 的明显改进，无论是在 T2 映射 (MAE) 还是图像相似性 (SSIM) 方面。当输入减少到每个 TE 2 堆栈时，这一差异变得更加显著。在极端稀疏 (每个 TE 一个堆栈) 的情况下，SC [11] 和 MC 都无法生成可用的重建。相比之下，MC_{Reg} 仍然可以生成 SSIM 超过 0.6 的重建，这表明具有中等结构相似性，尽管 MAE 仍然相对较高。

实验三——胎儿在 0.55T 下的体内数据。 定性结果 (图 4) 显示 MC_{Reg} 优于 SVRTK，特别是在 TE=600 ms 和稀疏采样 (2 堆栈/TE) 情况下，保持了较高的图像质量和 TE 之间的一致解剖结构。相比之下，SVRTK 遭受伪影困扰，如图 4 中所示的 T2 图所示。在低运动情况下 (案例 1)，两种方法在 WM (339 ms) 和 GM (247 ms) 中生成相似的 T2 值 (表 ??)。这表明即使 SVRTK 重建不完美，T2 估计仍具有鲁棒性。然而，在中度运动情况下 (案例 2)，SVRTK 高估了 WM 的 T2 值 120 ms，并且标准差较大 (表 ??)，而 MC_{Reg} 保持稳定。重要的是，MC_{Reg} 即便在每个 TE 只有 1 堆栈的情况下也能取得相似的 T2 估计，尽管具有更高的变异性。这表明了其通过减少每个 TE 所需堆栈数来加速采集的强大潜力。

4 结论

我们的结果表明，MC_{Reg} 通过建模 T2 衰减的物理过程，有效地利用了在不同 TE 下获取的多叠层信息来联合重建所有 TE 的高分辨率体积，而不影响定量

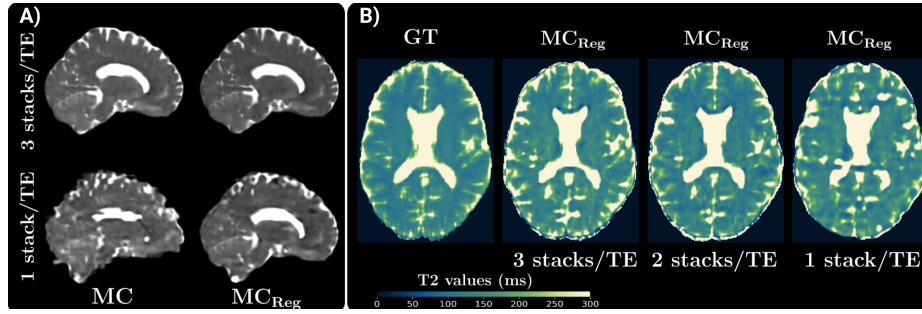


Fig. 3: Visuals for Experiment 2 on Adult Data. A), Comparison of reconstructions for a given subject using either 3 or 1 stack/TE at TE=114ms. B) T2 maps for the same subject obtained using 3, 2 and 1 stack/TE, respectively.

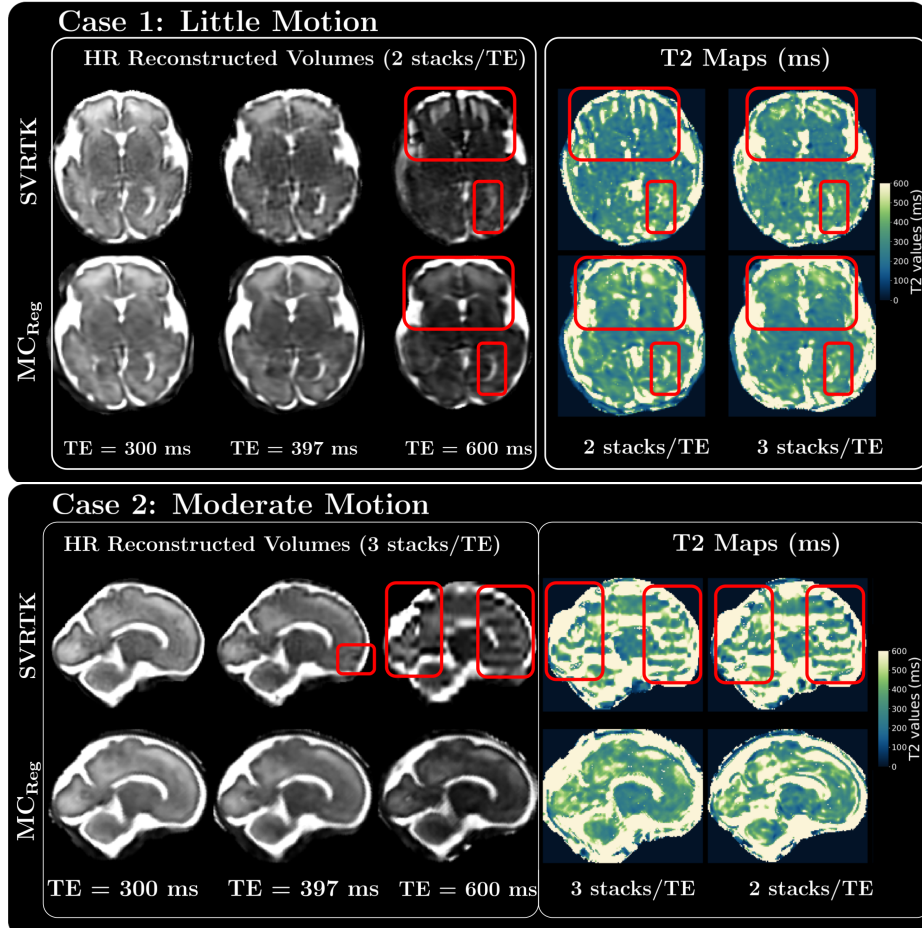


Fig. 4: Comparison of SVRTK and MC_{Reg} for the reconstruction of the brain and T2 map of the two in-vivo fetal subjects with 2 stacks/TE (top) and 3 stacks/TE (bottom).

Table 2: Quantitative results using the simulated FaBiAN data. Mean Absolute Errors (MAE) of the computed T2 maps and SSIM of HR reconstructions.

Model	MAE _{WM} ↓	MAE _{GM} ↓	SSIM _{TE=220} ↑	SSIM _{TE=500} ↑	SSIM _{TE=690} ↑
SVRTK	39.00	66.20	0.73	0.77	0.71
SC	22.79	39.64	0.78	0.83	0.83
MC	21.48	33.98	0.79	0.84	0.84
MC _{reg}	20.88	32.71	0.80	0.84	0.83

Table 3: 成人数据中不同堆叠/TE 的重建方法性能指标比较。SC 在 1 个堆叠/TE 时失败。最佳分数以粗体显示。

Stacks/TE Model		MAE _{WM} ↓	MAE _{GM} ↓	SSIM _{TE=114} ↑	SSIM _{TE=202} ↑	SSIM _{TE=299} ↑
3	SC	19.22 ± 7.04	18.66 ± 6.49	0.77 ± 0.02	0.77 ± 0.02	0.69 ± 0.09
	MC	12.98 ± 5.33	18.07 ± 7.57	0.79 ± 0.02	0.79 ± 0.02	0.77 ± 0.02
	MC _{Reg}	14.88 ± 4.60	17.65 ± 6.20	0.79 ± 0.02	0.79 ± 0.02	0.77 ± 0.02
2	SC	53.44 ± 12.54	59.17 ± 37.36	0.71 ± 0.06	0.62 ± 0.09	0.48 ± 0.11
	MC	18.36 ± 9.14	20.41* ± 7.32	0.76 ± 0.03	0.76 ± 0.02	0.73 ± 0.03
	MC _{Reg}	18.44 ± 8.54	19.93 ± 7.00	0.77 ± 0.03	0.77 ± 0.02	0.73 ± 0.03
1	MC	123.57 ± 22.67	215.87 ± 151.83	0.34 ± 0.04	0.35 ± 0.04	0.34 ± 0.04
	MC _{Reg}	62.40* ± 24.49	58.68* ± 36.49	0.61* ± 0.07	0.69* ± 0.06	0.57* ± 0.06

*Value significantly better than the second best ($p < 0.05$, paired t-test).

T2 图的精确性。即使与传统方法保持相同的输入/输出比例（例如，9 个输入叠层生成 3 个高分辨率输出），我们的方法也允许每个 TE 使用更多的输入叠层，而无需超过标准的 3 视角拍摄，这在已然费时的 T2 映射中尤为重要。联合重建还能够在 TE 之间强制解剖学一致性，这在存在严重伪影下通常无法保证。值得注意的是，我们的研究表明，由于 TE 之间信息的共享，每个 TE 可能不需要标准的 3 个叠层便可实现准确的 T2 映射。我们的方法成功实现了在 0.55T 下的 T2 映射，并具有 0.8 毫米各向同性分辨率，即使在采集减少的情况下也是如此。此外，所提出的 INR 框架对运动比之前的方法更具鲁棒性，后者常常在高 TE 叠层和信号丢失方面表现不佳。未来的工作应研究正则化系数 α 的选择，该系数在本研究中是经验设定的，并在更大的活体胎儿群体中确认这些结果。我们相信所提出的 T2 映射框架能够实现更加可重复且稳健的结构性围产期脑成像，以更好地描绘白质改变并支持多中心研究。

Acknowledgments. This research was funded by the Swiss National Science Foundation (215641), the ERC (Deep4MI - 884622), the ANR (AI4CHILD ANR-19-CHIA-0015-01, HINT ANR-22-CE45-0034) and by the ERA-NET NEURON Cofund (MULTI-FACT - 8810003808).

Disclosure of Interests. The authors have no competing interests to declare that are relevant to the content of this article.

References

1. M. Kuklisova-Murgasova *et al.*, “Reconstruction of fetal brain MRI with intensity matching and complete outlier removal,” *Medical image analysis*, vol. 16, no. 8, pp. 1550–1564, 2012.
2. S. Bhattacharya *et al.*, “In vivo T2 measurements of the fetal brain using singleshot fast spin echo sequences,” *MRM*, vol. 92, p. 715–729, Apr. 2024.
3. A. Uus *et al.*, “Scanner-based real-time three-dimensional brain+ body slice-to-volume reconstruction for T2-weighted 0.55-T low-field fetal magnetic resonance imaging,” *Pediatric Radiology*, pp. 1–14, 2025.
4. H. Lajous *et al.*, “T2 mapping from super-resolution-reconstructed clinical fast spin echo magnetic resonance acquisitions,” in *MICCAI*, Springer, 2020.
5. M. Roulet *et al.*, “T2 mapping from fast 2d spin echo magnetic resonance acquisition at low field,” in *ESMRMB Abstract*, 2024.
6. S. Vasylychko *et al.*, “T2* relaxometry of fetal brain at 1.5 tesla using a motion tolerant method,” *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 73, no. 5, pp. 1795–1802, 2015.
7. A. I. Blazejewska *et al.*, “3D in utero quantification of T2* relaxation times in human fetal brain tissues for age optimized structural and functional mri,” *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 78, no. 3, pp. 909–916, 2017.
8. J. Aviles Verdera *et al.*, “Real-time fetal brain and placental T2* mapping at 0.55 T MRI,” *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 94, no. 2, p. 615, 2025.
9. A. U. Uus *et al.*, “Combined quantitative T2* map and structural T2-weighted tissue-specific analysis for fetal brain MRI: Pilot automated pipeline,” in *PIPPI*, pp. 28–38, Springer, 2023.
10. K. Payette *et al.*, “T2* relaxometry of fetal brain structures using lowfield (0.55T) MRI,” *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 93, p. 1942–1953, Dec. 2024.
11. M. Dannecker *et al.*, “Meta-learning slice-to-volume reconstruction in fetal brain MRI using implicit neural representations,” *arXiv preprint arXiv:2505.09565*, 2025.
12. E. Haacke, R. Brown, M. Thompson, and R. Venkatesan, *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design*. New York: Wiley-Liss, 1999.
13. J. Xu, D. Moyer, B. Gagoski, J. E. Iglesias, P. E. Grant, P. Golland, and E. Adalsteinsson, “NeSVoR: implicit neural representation for slice-to-volume reconstruction in MRI,” *IEEE TMI*, vol. 42, no. 6, pp. 1707–1719, 2023.
14. H. Lajous *et al.*, “A fetal brain magnetic resonance acquisition numerical phantom (fabian),” *Scientific Reports*, vol. 12, no. 1, p. 8682, 2022.
15. H. Lajous *et al.*, “A dataset of synthetic, maturation-informed magnetic resonance images of the human fetal brain,” *Scientific data*, vol. 12, no. 1, p. 602, 2025.
16. J. Xu *et al.*, “SVoRT: Iterative transformer for slice-to-volume registration in fetal brain MRI,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 3–13, Springer, 2022.
17. N. J. Tustison *et al.*, “The ANTsX ecosystem for quantitative biological and medical imaging,” *Scientific Reports*, vol. 11, p. 9068, Apr. 2021.